

ASPECTOS DE COMPUTAÇÃO INTELIGENTE PARACONSISTENTE

JAIR MINORO ABE



Instituto de
Estudos
Avançados da
Universidade de
São Paulo

INSTITUTO DE ESTUDOS AVANÇADOS DA USP
2013

ASPECTOS DE COMPUTAÇÃO INTELIGENTE PARACONSISTENTE

JAIR MINORO ABE



Instituto de
Estudos
Avançados da
Universidade de
São Paulo

INSTITUTO DE ESTUDOS AVANÇADOS DA USP
2013

©reprodução autorizada pelo autor

Abe, Jair Minoro

Aspectos de Computação Inteligente Paraconsistente / Jair Minoro Abe. --
São Paulo, 2013.

Instituto de Estudos Avançados da Universidade de São Paulo, 2013.

ISBN - 978-85-63007-05-6

Descritores: 1. Lógica paraconsistente 2.Reconhecimento de imagens
(Computação) 3.Amostragem 4.Automação 5.Redes neurais artificiais
(Computação) 6. Robótica

Prefácio

Esta obra compõe-se de temas correntes em Computação Inteligente escritos por investigadores brasileiros no assunto, a maioria relacionados com tópicos que o Grupo de Lógica e Teoria da Ciência do Instituto de Estudos Avançados da USP tem se ocupado, bem como trabalhos desenvolvidos no Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção da Universidade Paulista. Convém ressaltar que boa parte dos capítulos são trabalhos convidados estendidos de palestras do Primeiro Workshop Intelligent Computing Systems – WICS2013 que se realizou nas dependências do IEA-USP (Sala de Eventos Alberto Carvalho da Silva) nos dias 11 e 12 de março de 2013.

Agradecemos ao Instituto de Estudos Avançados da USP pela edição do presente volume e à B.^{ela} Sheila Souza e à Ma. Cristina Correa Oliveira pela ajuda na editoração do mesmo.

Jair Minoro Abe

Editor

Coordenador do Grupo de Lógica e Teoria da Ciência do IEA-USP

Sumário

Lógica Paraconsistente no processamento de imagens, José Luiz Carlos Demario	05
As Redes Neurais Artificiais Paraconsistentes como estruturas computacionais para tratamento de incertezas, João Inácio da Silva Filho	15
Extensão da LPA2v para LPA3v e para LPA4v, Germano Lambert Torres & Helga Gonzaga Martins	27
Série Emmy de robôs móveis autônomos, Cláudio Rodrigo Torres	67
Análise cefalométrica para auxílio ao diagnóstico ortodôntico utilizando as Redes Neurais Artificiais Paraconsistentes, Mauricio Conceição Mario, Jair Minoro Abe, Neli S. Ortega & Marinho Del Santo Jr.	88
Proposta do cálculo do tamanho da amostra com base em Lógica Paraconsistente Anotada Evidencial, Euro de Barros Couto Junior	108
Reconhecimento de caracteres numéricos baseado nas Redes Neurais Artificiais Paraconsistentes, Sheila Souza & Jair Minoro Abe	118
Sistema de frenagem de máquina de rotulagem com controle baseado na Lógica Paraconsistente Anotada Evidencial $E\tau$, Hélio Corrêa de Araújo	132
Dispositivo eletrônico para auxílio na locomoção de deficientes visuais e/ou auditivos baseado na Lógica Paraconsistente Anotada Evidencial $E\tau$, Uanderson Celestino & Jair Minoro Abe	159
Buscando sustentabilidade energética, através de um carregador de baterias solar auto-orientável baseado na Lógica Paraconsistente, Álvaro André Colombero Prado, Jair Minoro Abe & Cristina Corrêa Oliveira	178
Redes Neurais Artificiais Paraconsistente e o diagnóstico da depressão, Cristina Corrêa Oliveira & Jair Minoro Abe	193
Aspectos práticos da implementação de Redes Neurais Artificiais Paraconsistentes, Helder Frederico da Silva Lopes & Jair Minoro Abe	208
Aspectos Algébricos do Cálculo Proposicional C_1 , Jair Minoro Abe	220

Lógica Paraconsistente no processamento de imagens

José Luiz Carlos Demario¹

¹Pontifícia Universidade Católica de São Paulo, São Paulo, Brasil

demario@pucsp.br

Resumo. A Lógica Paraconsistente apresenta recursos úteis ao processamento de imagens. Neste trabalho apresentamos duas abordagens clássicas para resolver o problema de segmentar imagens mamográficas. Uma análise paraconsistente que combina convenientemente as abordagens clássicas estudadas mostra resultados promissores.

Palavras-chave: Lógica Paraconsistente, Regressão Logística, Redes Convolucionais, Mamografia, Segmentação.

Abstract. The Paraconsistent Logic presents useful features for image processing. We present two approaches to solve the classic problem of segmenting mammograms. An analysis combining paraconsistent conveniently studied classical approaches shows promising results

Keywords: Paraconsistent Logic, Logistic Regression, Convolutional Networks, Mammography, Segmentation.

1 Introdução

A lógica paraconsistente tem obtido bons resultados práticos em diferentes áreas do conhecimento [1], São conhecidas aplicações em robótica [2], reconhecimento de padrões eletroencefalográficos [3], amostragem estatística[4], dispositivos de auxílio a locomoção de cegos [1] e várias outras. Uma aplicação ainda pouco explorada diz respeito ao processamento de imagens. O nosso intuito neste trabalho é mostrar como a abordagem paraconsistente pode ser interessante podendo levar a resultados melhores que os obtidos com as abordagens clássicas tradicionais. Para tanto estudamos o problema da segmentação de imagens radiográficas provenientes de um conhecido banco de imagens mamográficas [6]. Foram feitas duas abordagens clássicas para o problema e em seguida uma análise paraconsistente desses resultados. Os resultados foram promissores e passaremos a descrevê-los.

2 Conceitos Básicos de Lógica Paraconsistente

Apresentamos a seguir alguns conceitos que diferenciam a Lógica Paraconsistente da Lógica Clássica. Esses conceitos são apresentados de forma coloquial, sem nenhum rigor matemático, apenas para entendimento das representações utilizadas neste trabalho.

Na lógica clássica uma proposição é classificada como verdadeira ou falsa. Não há qualquer outra possível alternativa, ou algo é Verdadeiro ou exclusivamente Falso. Não é possível que uma proposição seja simultaneamente Verdadeira e Falsa como também não existe proposição que não possa ser classificada em uma das duas categorias Verdadeira ou Falsa. Também não é possível relativizar o que venha a ser Verdadeiro ou Falso, ou uma proposição é totalmente Verdadeira ou totalmente Falsa. A lógica paraconsistente introduz duas novas categorias além do Verdadeiro e do Falso. Podemos ter proposições

classificadas como Verdadeiras, Falsas, Inconsistentes ou Paracompletas. Diremos que uma proposição é Inconsistente quando uma evidência sugere que ela seja Verdadeira e outra evidência sugere que ela é Falsa, diremos que uma proposição é Paracompleta se não tivermos evidência de que ela seja Verdadeira nem tampouco que ela seja Falsa.

3 Lógica Paraconsistente Anotada Evidencial E_{τ}

A Lógica Paraconsistente Anotada Evidencial E_{τ} introduz uma linguagem E_{τ} que permite associar a cada proposição duas grandezas, uma grandeza que fala a favor da proposição ser verdadeira chamada de evidência favorável (μ) e outra que fala a favor da proposição ser falsa chamada evidência desfavorável (λ). Essas evidências são representadas por números Reais no intervalo $[0,1]$. Podemos então representar todas as possíveis combinações de evidências em um quadrado de lado unitário. Quando trabalhamos com imagens seria útil que essas combinações pudessem ser representadas por matizes de cores estendendo os conceitos propostos por Abe em 1992 [5]. Utilizaremos neste trabalho o código de cores mostrado na Figura I.

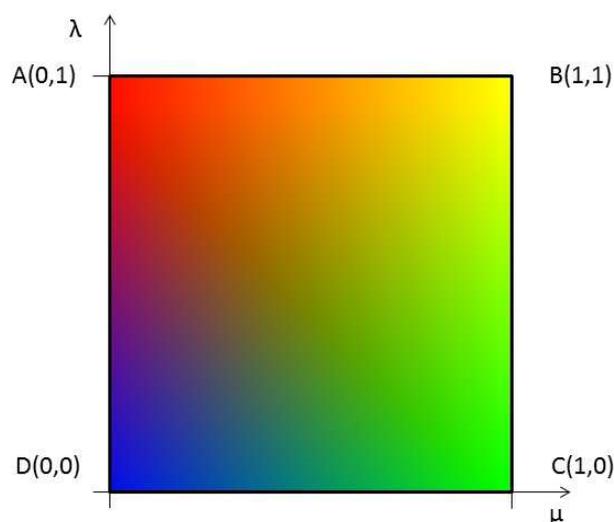


Figura I. Reticulado Paraconsistente colorido

Onde os tons de verde representam regiões onde a proposição tende a ser Verdadeira, quanto mais verde a região mais Verdadeira é a proposição. Por outro lado representaremos em tons de vermelho as regiões onde a proposição tende a ser Falsa. Regiões em tons de amarelo indicam Inconsistência e tons de azul indicam Paracompleteza.

4 O Problema

Quando estudamos imagens uma das primeiras tarefas é identificar os elementos da imagem. Tal procedimento é conhecido como segmentação. Neste trabalho apresentamos os procedimentos para identificar o músculo peitoral maior em imagens radiográficas de mama. As principais estruturas da mama são: Pele, tecido adiposo, ductos lactíferos, glândula mamária, músculo peitoral além de vasos, mamilo e outras estruturas. Uma radiografia é uma projeção de um ou mais tecidos assim uma mamografia apresenta regiões onde somente a pele foi radiografada. Outra região pode mostrar pele e tecido adiposo, ou ainda, pele tecido adiposo e glândula mamária, enfim diferentes combinações de tecidos projetados sobre uma mesma tela. Não é correto afirmar que determinada região represente o músculo peitoral maior, seria mais correto dizer que tal região represente predominantemente o músculo, uma vez que também mostre pele e tecido adiposo ou ainda outras estruturas. Do ponto de vista lógico a proposição: $p \equiv$ "A região mostra o músculo peitoral maior" nunca será Verdadeira uma vez que pelo menos a pele e algum tecido adiposo também estará representado nessa região. Como se pode ver o estudo de imagens radiográficas não é tarefa simples e a lógica paraconsistente pode nos trazer resultados melhores do que as abordagens clássicas.

5 Imagens Utilizadas

Utilizamos as imagens mamográficas disponíveis no banco de dados conhecido como Mini MIAS [6]. Trata-se de uma coleção de mamografias provenientes de 161 pacientes na incidência Médio Lateral Oblíqua. As mamografias esquerdas foram rodadas em torno do eixo vertical. Ao todo são 322 imagens das quais 282 foram utilizadas na massa de treino e as 40 restantes na massa de teste. As imagens tem uma resolução de 200 micrometros por pixel ocupando 1024 x 1024 pixels em formato pgm.

6 Segmentação de Imagens

Para calibrar os modelos todas as imagens foram divididas manualmente em duas regiões distintas. Uma região que mostra o músculo peitoral (verde) e outra onde o músculo não aparece (vermelho). A região onde poderia haver dúvida dos limites do músculo não foi utilizada na calibração. As figuras II e III mostram as regiões delimitadas e a área que não foi utilizada na calibração.

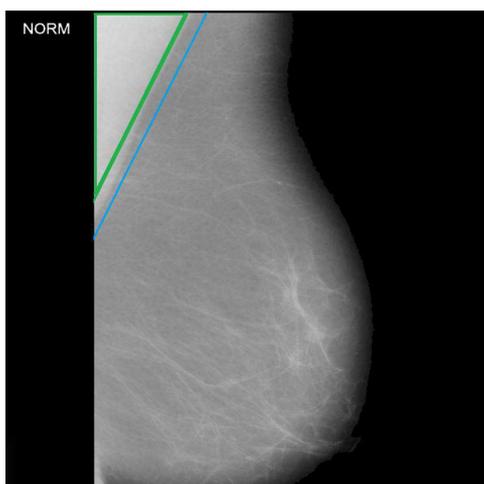


Figura II. Segmentação manual

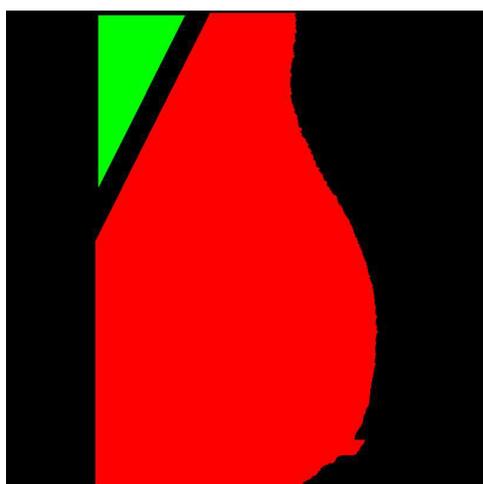


Figura III. Área utilizadas na calibração

Em seguida a mamografia foi dividida em pequenos quadrados de 7 x 7 pixels como mostrado na figura IV.

Caso o quadrado se localize inteiramente dentro de uma região de músculo (verde) ou de não músculo (vermelha) foi considerado na calibração do modelo.

Caso isso não ocorra ele foi desprezado.

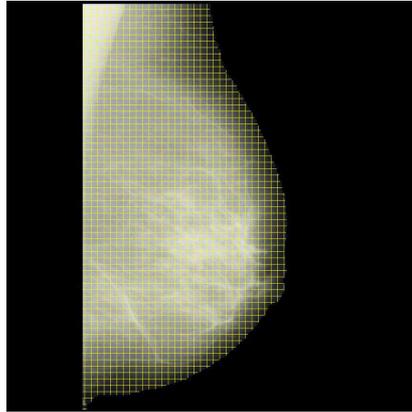


Figura IV. Quadrados usados na calibração

7 Abordagem Clássica com Regressão Logística

A técnica tradicional utilizada para identificar o músculo em radiografias é a conhecida Regressão Logística. Uma região representa o músculo ou (exclusivamente ou) não representa o músculo. Cabe ao pesquisador encontrar indicadores que permitam discriminar as regiões. No presente trabalho testamos 10 estatísticas básicas para formular um modelo. Destas apenas 7 se mostraram significantes: Média, variância, desvio padrão, mínimo, linha, coluna e coluna relativa. O modelo obtido classificou corretamente 94,66 % dos pixels. A figura V mostra o resultado da análise de uma das mamografias e a Figura VI o respectivo gabarito.

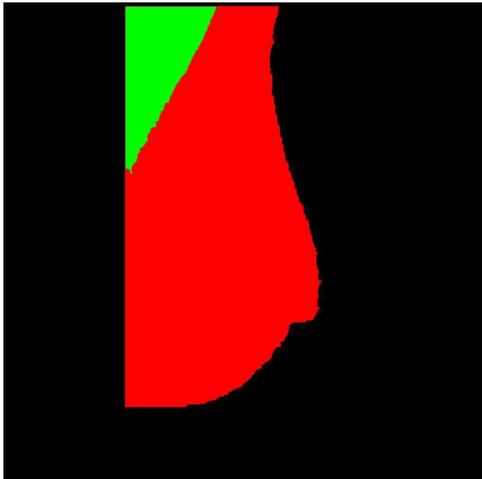


Figura V. Regressão Logística

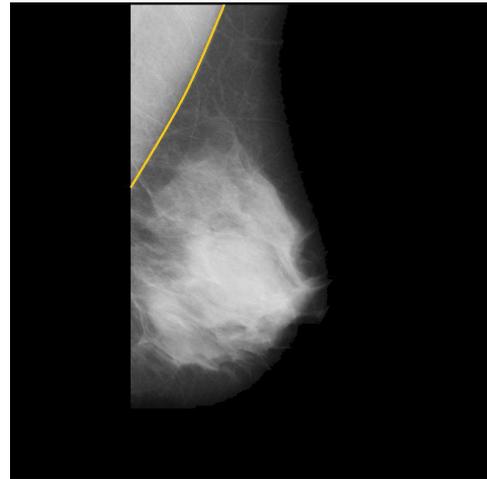


Figura VI. Gabarito

Os pixels em verde indicam a região onde a proposição é Verdadeira e os pixels em vermelho indicam a região onde a proposição é Falsa.

8 Abordagem Clássica com Rede Convolutacional

Uma outra abordagem pode ser feita utilizando redes convolucionais. As redes convolucionais apresentam notáveis propriedades [7] sendo invariantes à translação, rotação, escala entre outras. Os resultados obtidos, todavia não foram tão animadores. As figuras VII e VIII mostram a mesma mamografia já mostrada anteriormente desta vez analisada por uma rede convolutacional.

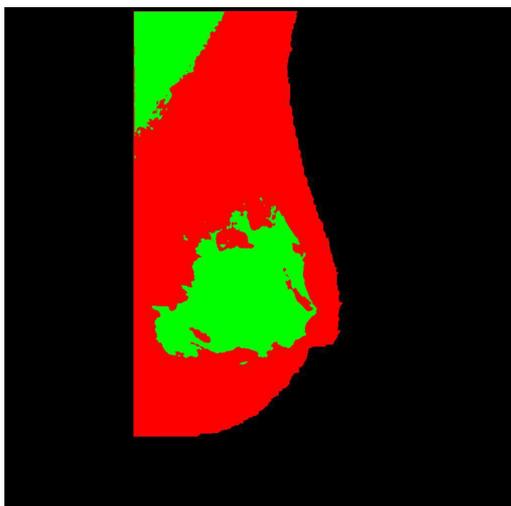


Figura VII. Rede Convolutacional



Figura VIII. Gabarito

Observe que o resultado mostra que o tamanho do músculo foi subestimado e que a região da glândula mamária foi interpretada como sendo músculo o que evidentemente está errado, são falsos positivos.

9 Abordagem Paraconsistente

As abordagens clássicas apresentadas mostram resultados onde as evidências favoráveis e desfavoráveis são complementares. Não existem inconsistências ou paracompletezas. A regressão logística mostrou que tende, ainda que ligeiramente, a superestimar o tamanho do músculo. Já a abordagem convolucional frequentemente subestimou o tamanho do músculo. Uma abordagem paraconsistente utilizando a evidência favorável da regressão logística e a evidência desfavorável da rede convolucional poderia levar a resultados melhores que os anteriores. Foi o que testamos em seguida. E os resultados foram realmente melhores pelo menos na massa de treino. Como as evidências não são mais complementares aparecem regiões de inconsistência (amarelo) e paracompleteza (azul) com mostra a Figura IX e o respectivo gabarito na Figura X.

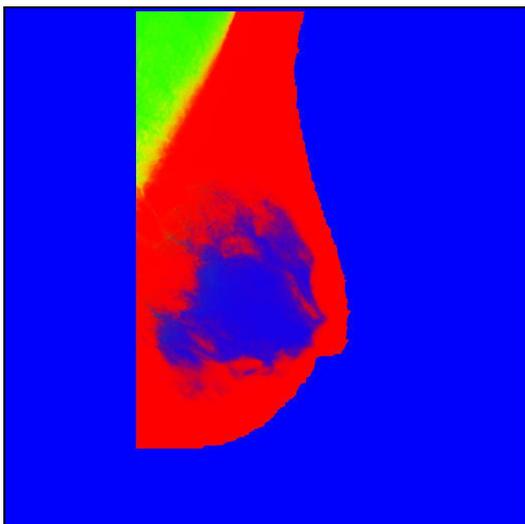


Figura IX. Análise Paraconsistente



Figura X. Gabarito

10 Resultados Estatísticos

Na massa de treino:

A abordagem com regressão logística acertou 94,660 % dos pixels avaliados, A rede convolucional classificou corretamente 81,205 % dos pixels analisados. A abordagem paraconsistente combinando a evidência favorável da regressão logística com a evidência desfavorável da rede convolucional acertou 94,958 % de todos os pixels. A diferença é pequena, mas o resultado é melhor do que o obtido pelas duas técnicas clássicas. Como o número de pixels é muito grande pode-se provar que esta diferença é estatisticamente significativa.

Na massa de teste:

A regressão logística acertou 94,021 % dos pixels, a rede convolucional teve uma acurácia de 76,713 % entre os pixels avaliados. A abordagem paraconsistente não conseguiu superar o desempenho da regressão logística acertando 93,642 % dos pixels analisados.

Os resultados sugerem que a amostra utilizada para calibrar a rede convolucional seja ainda muito pequena, o que explicaria o desempenho menos favorável na massa de teste.

Referências

1. Abe, J.M., Da Silva Filho, J. I., U. Celestino & H.C. Araújo, *Lógica Paraconsistente Anotada Evidencial Et.* Santos, Editora Comunnicar, 2011.
2. Torres, C.R., *Sistema Inteligente Paraconsistente para Controle de Robôs Móveis Autônomos.* Dissertação. Universidade Federal de Itajubá, Itajubá, 85 pp., 2004.
3. Lopes, H.F.S., *Aplicação de redes neurais artificiais paraconsistentes como método de auxílio no diagnóstico da doença de Alzheimer.* Dissertação, Faculdade de Medicina, Universidade de São Paulo, São Paulo, 473pp, 2009.

4. Couto Junior, E.B. *Abordagem não-paramétrica para cálculo do tamanho da amostra com base em questionários ou escalas de avaliação na área de saúde*. Tese. Faculdade de Medicina, Universidade de São Paulo, São Paulo, 2009.
5. Abe, J.M., *Fundamentos da Lógica Anotada*. Tese. Faculdade de Filosofia, Letras e Ciências Humanas, Universidade de São Paulo. São Paulo, Brasil, 98 pp, 1992.
6. Suckling, J. et al (1994): The Mammographic Image Analysis Society Digital Mammogram Database *Exerpta Medica*. International Congress Series 1069, 375-378.
Disponível em: <http://peipa.essex.ac.uk/info/mias.html>. Acessado em 30/04/2013
7. LeCun, Y., LeNet-5, convolutional neural networks. Disponível em: <http://yann.lecun.com/exdb/lenet/index.html>. Acessado em 30/04/2013.

José Luiz Carlos Demario - Graduado em Engenharia Civil pela Universidade de São Paulo (1982) , graduação em Medicina pela Universidade de São Paulo (1991) e mestrado em Comunicação e Semiótica pela Pontifícia Universidade Católica de São Paulo (2003) . Atualmente é Professor Assistente Mestre da Pontifícia Universidade Católica de São Paulo. Tem experiência na área de Economia, com ênfase em Métodos Quantitativos em Economia. Atuando principalmente nos seguintes temas: compactação, complexidade, comunicação e DNA.

As Redes Neurais Artificiais Paraconsistentes como estruturas computacionais para tratamento de incertezas

João Inácio da Silva Filho^{1,2}

¹Instituto de Estudos Avançados - Universidade de São Paulo, São Paulo, Brasil

²Universidade Santa Cecília, Santos, São Paulo, Brasil

jinacsf@yahoo.com.br

Resumo. Recentemente, os módulos composto de arranjos lógicos computacionais elaborados com algoritmos baseados em Lógica Paraconsistente Anotada com anotação de dois valores (LPA2v), denominados de Células Neurais Artificiais Paraconsistentes (CNAPs), têm sido objeto de várias pesquisas em aplicações nas áreas de engenharia e ciência da computação. Diversos trabalhos publicados com as CNAPs mostram que, desde que apareceram pela primeira vez, no ano 2000, estes módulos têm sido muito aplicados em sistemas computacionais relacionados à área de Inteligência Artificial. Neste trabalho apresentamos uma revisão dos fundamentos das CNAPs, com destaque para o comportamento funcional de duas CNAP's: a Célula Neural Artificial Paraconsistente analítica-CNAPa e a Célula Neural Artificial Paraconsistente de aprendizagem - CNAPap. Entre os componentes da família de CNAPs estas duas células estudadas são importantes por apresentarem em seu funcionamento propriedades que podem ser comparadas ao comportamento de um neurônio.

Palavras-chave: lógica Paraconsistente anotada, redes neurais, sistemas inteligentes, inteligência artificial.

Abstract. Recently, the modules composed of logical computational arrangements made with algorithms based on Paraconsistent Annotated Logic with annotation of two values (PAL2v), called artificial neural Paraconsistentes Cells (ANPCell), have been the subject of several researches on applications in the areas of engineering and computer science. Several works published with the ANPCell show that, since that first appeared in the year 2000, these modules have been widely applied in computer systems related to the area of Artificial Intelligence. In this work we present a review of the fundamentals of the ANPC, highlighted by the performance of two ANPCell, the Paraconsistent Artificial Neural cell-analytical alANPCell and Paraconsistent Artificial Neural learning Cell- leANPCell. Among the components of the ANPCell family these two cells studied are important for presenting in its operation properties that can be compared to the behaviour of a neuron.

Keywords: paraconsistent annotated logic, neural network, intelligent systems, artificial intelligence.

1 Introdução

A primeira publicação que tratava dos fundamentos das Redes Neurais Artificiais Paraconsistentes - RNAP com ênfase em Neurocomputação apareceu em 2000, conforme visto na referencia [1]. Neste primeiro trabalho os autores propuseram uma série de algoritmos baseados em Lógica Paraconsistente Anotada na sua forma especial onde recebem para a análise sinais de informação representados por dois valores de evidência (LPA2v) [3]. Estes algoritmos podem ser interligados entre si de tal modo que se estruturam em redes de análises Paraconsistentes para simular algumas das funções conhecidas do cérebro [2]. A partir desse primeiro trabalho foram desenvolvidas várias pesquisas que trouxeram inovadoras aplicações dessa técnica em que envolvem interligações de módulos compostos de algoritmos baseados em conceitos da Lógica

Paraconsistente Anotada com anotação de dois valores (LPA2v). Ainda neste primeiro trabalho, conforme pode ser visto em [3], cada algoritmo da LPA2v considerado em módulo foi denominado de Célula Neural Artificial Paraconsistente (CNAP) e, devido a capacidade deste ser interligado a outros com funções lógicas distintas, foi possível compor configuração de estrutura computacional, que por sua vez, foi denominada de Redes Neurais Artificiais Paraconsistentes (RNAP's). Em uma arquitetura computacional complexa para o tratamento de conhecimento incerto, estas CNAP's, que são pequenos arranjos lógicos modulares fundamentados em LPA2v e que exercem funções de análises diferentes, quando configurados adequadamente na forma de uma RNAP podem ser aplicados em diversos campos ligados à área de Inteligência Artificial. Atualmente são encontrados muitos outros trabalhos na literatura que envolve as aplicações das RNAP's e, apesar disso, tudo indica que existe um potencial de aplicação muito grande destes blocos lógicos paraconsistentes em diferentes configurações apresentando-se assim amplo e fértil campo de pesquisa em aplicação das RNAP's ainda inexplorado.

2 Lógica Paraconsistente Anotada com anotação de dois valores - LPA2v

A Lógica Clássica, que sustenta a nossa atual tecnologia, é regida por rígidas leis binárias que a deixa impotente para manipular diretamente o conceito de inconsistência. Essa condição impossibilita que algoritmos baseados em Lógica Clássica façam diretamente um tratamento de contradições de forma não trivial, portanto, sem que ocorra invalidade nas conclusões. No entanto, em um processo de análises de sinais de informação a existência da inconsistência pode ser o fator que irá induzir o sistema a promover buscas e a encontrar novas e esclarecedoras informações e como resultado obter uma conclusão confiável. Diferentemente da Lógica Clássica, a Lógica Paraconsistente Anotada (LPA) apresenta vantagens para estruturar sistemas de análises, pois, dentro de determinadas condições, é

capaz de manipular informações inconsistentes e incompletas e oferecer conclusões sem trivialização [1] [3]. A LPA pode ser representada através de um Reticulado cujas constantes de anotação representadas nos vértices vão dar conotações de estados lógicos extremos às proposições. Utilizando um reticulado associado a LPA formado por pares ordenados, pode-se obter uma representação sobre o quanto as anotações, ou evidências, expressam o conhecimento sobre uma proposição P . Dessa forma, um reticulado de quatro vértices associado à Lógica Paraconsistente Anotada de anotação com dois valores-LPA2v pode ser apresentado com os Graus de Evidência que compõem as anotações [3], tal como visto na figura I. Neste caso, é fixado um operador:

$|\tau| \rightarrow |\tau|$, tal que: $\tau = \{(\mu, \lambda) \mid \mu, \lambda \in [0, 1] \subset \mathfrak{R}\}$.

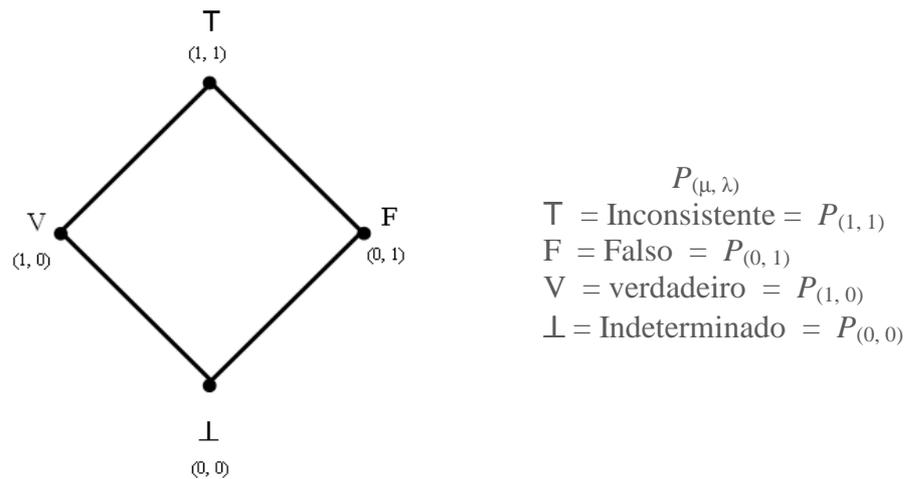


Figura I. Reticulado associado a Lógica Paraconsistente Anotada LPA2v

Podem-se fazer algumas interpretações algébricas que envolvem um Quadrado Unitário no Plano Cartesiano QUPC e o Reticulado representativo da LPA2v. Neste caso, a anotação, composta por um Grau de evidência favorável (μ) e um Grau de evidência desfavorável (λ) na forma (μ, λ) , pode ser identificada como um ponto em ambos os planos através de uma transformação linear [3] do tipo: $T(XY) = (x - y, x + y - 1)$. Relacionando os componentes da transformação $T(X, Y)$ conforme a nomenclatura usual da LPA2v, vem que: $x = \mu$ e y

= λ . Do primeiro termo obtido no par ordenado da equação da transformação tem-se o Grau de certeza (G_C) [3], que é obtido por:

$$G_C = \mu - \lambda \quad (1)$$

No segundo termo obtido no par ordenado da equação da transformação denomina-se de Grau de contradição (G_{ct}) que é obtido por:

$$G_{ct} = \mu + \lambda - 1 \quad (2)$$

Os valores de G_C e de G_{ct} , que pertencem ao conjunto \mathfrak{R} , variam no intervalo fechado +1 e -1, e estão dispostos no eixo horizontal e vertical, respectivamente do reticulado representativo da LPA2v [3].

2.1 Sistema de Análise Paraconsistente

Com as suas entradas sendo alimentadas pelos Graus de Evidência μ e λ retirados de base de dados de Conhecimento Incerto o sistema de análise paraconsistente utiliza as equações obtidas da metodologia da LPA2v [3] e obtém os Graus de Certeza (G_C) e de contradição (G_{ct}). A cada Grau de Certeza da análise este é transformado em Grau de Evidência para outra proposição P , da seguinte forma:

$$\mu_E = \frac{1 + (\mu - \lambda)}{2} \quad (3)$$

onde: μ_E = Grau de Evidência resultante.

μ = Grau Evidência favorável e λ = Grau Evidência desfavorável.

A partir da estrutura, que pode ser representada algoritmicamente pela equação (3) denominada de Equação Estrutural Básica (EEB), pode-se introduzir uma família de

Células Neurais Artificiais Paraconsistentes CNAP's [1][3] onde, cada uma das células é originada de aperfeiçoamentos e modificações do algoritmo descritivo das equações da Lógica Paraconsistente Anotada de anotação com dois valores - LPA2v.

3 Rede Neural Artificial Paraconsistente - RNAP

As equações obtidas dos fundamentos da Lógica Paraconsistente Anotada com anotação de dois valores (LPA2v) permitem que sejam feitos diferentes arranjos lógicos com algoritmos dedicados à funções específicas [3]. Estes modelos computacionais são representados de forma modular, os quais são denominados de Células Neurais Artificiais Paraconsistentes (CNPA's). De maneira geral uma CNAP é um módulo que traz um algoritmo extraído dos conceitos fundamentais da LPA2v capaz de trabalhar de forma discreta através de uma função de recorrência. Em uma CNAP são permitidos inclusão de valores externos denominados de fatores que podem ser aplicados em forma de constante, para definir limites e controle da ação resultante da função de recorrência, ou como um valor variável, que provém de interligação entre as células [1][3]. As representações da CNAP, na forma de arranjos lógicos computacionais, criam uma família de módulos com algoritmos que elaboram diferentes tratamentos em sinais de informação, onde todos estão sob os mesmos fundamentos da LPA2v. As diferentes interligações entre estes módulos permitem que sejam elaboradas estruturas computacionais sincronizadas por uma mesma função de recorrência. Neste trabalho serão dados alguns detalhes dos algoritmos de duas importantes CNAP's, a Célula Neural Artificial Paraconsistente analítica – CNAPa e a Célula Neural Artificial Paraconsistente de aprendizagem - CNAPap.

3.1 Célula Neural Artificial Paraconsistente Analítica - CNAPa

A Célula Neural Artificial Paraconsistente analítica - CNAPa tem a função de receber os Graus de Evidências, analisá-los e fazer a interligação entre células da Rede Neural

Artificial Paraconsistente. Cada CNAPa analisa dois valores de Graus de Evidência aplicados em suas entradas e o resultado desta análise é um valor de Grau de Evidência resultante único (μ_E) obtido pelas equações da LPA2v. Este valor único de saída, por sua vez, será um novo Grau de Evidência que vai ser analisado em outras CNAP's que compõem a RNAP. Na configuração da CNAPa são incluídos os fatores de uso exclusivo como: Ft_{ct} - Fator de tolerância à Contradição, tal que: $0 \leq Ft_{ct} \leq 1$

Ft_c - Fator de tolerância à Certeza, tal que: $0 \leq Ft_c \leq 1$

Considerando que o Fator de tolerância à Contradição está ativo, portanto $Ft_{ct} \neq 1$, o Grau

de Evidência da saída será calculado por: $\mu_E = \frac{1+(\mu-\lambda)}{2}$, e o Grau de Contradição

normalizado por: $\mu_{ctr} = \frac{\mu+\lambda}{2}$. Os valores limites de Certeza e de contradição são

calculados por: $V_{icc} = \frac{1-Ft_c}{2}$, $V_{scc} = \frac{1+Ft_c}{2}$ e $V_{icct} = \frac{1-Ft_{ct}}{2}$, $V_{sct} = \frac{1+Ft_{ct}}{2}$.

Para $Ft_{ct} \neq 1$: Se: $V_{sct} > \mu_{ctr} > V_{icct}$ e Se: $V_{scc} \leq \mu_E \leq V_{icc}$, significa que não há um alto Grau de Contradição considerado, portanto a saída será calculada pela equação do Grau de Evidência resultante (3), $S_1 = \mu_E$. Se não acontecer qualquer uma das condições acima a saída S_1 deve apresentar uma Indefinição de valor igual a 1/2. Por outro lado, na CNAPa quando o Fator de tolerância à Certeza é ajustado no seu valor máximo, $Ft_c=1$, o Grau de Evidência resultante na saída da célula é obtido pelas equações da LPA2v. Quando o Fator de tolerância à Certeza é ajustado em um valor baixo; isto é, próximo a 0, o valor do Grau de Evidencia passa a sofrer maiores restrições para ser considerado como saída. E com o Fator de tolerância à Certeza Ft_c ajustado em zero, qualquer resultado da análise efetuada pela célula é considerado indefinido [3].

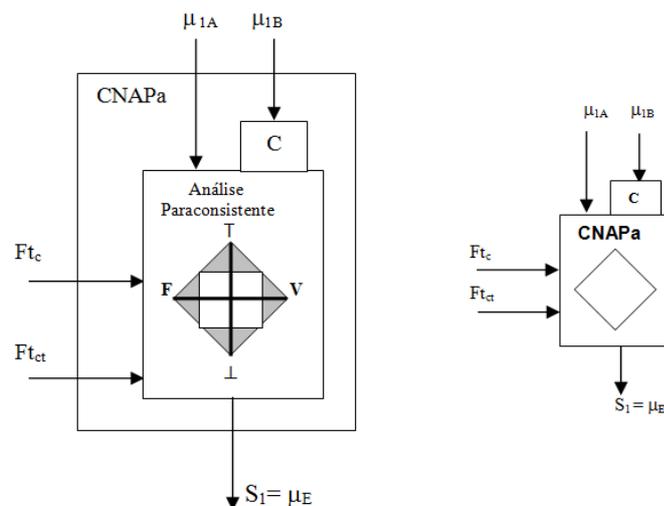


Figura II. Representação da Célula Neural Artificial Paraconsistente Analítica - CNAPa

Na Rede Neural Artificial Paraconsistente-RNAP, os diferentes valores de Fator de tolerância à Certeza vão agir nas várias células de conexão analítica, inibindo ou liberando regiões, conforme as características e os objetivos das análises que forem desenvolvidos.

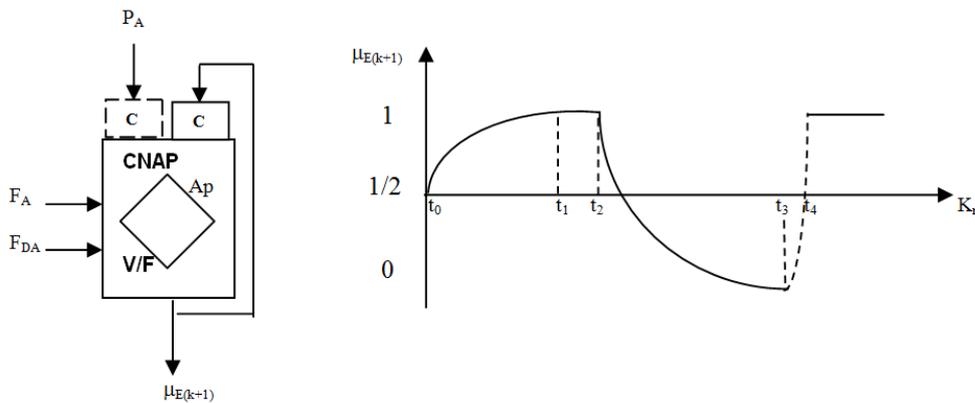
3.2 Célula Neural Artificial Paraconsistente de Aprendizagem - CNAPap

Em uma Rede Neural Artificial Paraconsistente-RNAP, as células de aprendizagem são projetadas para ser utilizadas como partes de unidades de memórias ou como sensores de padrões em camadas primárias. Se no processo de aprendizagem for aplicado na entrada um sinal considerado como o Grau de Evidência de valor 0, a Célula vai aprender que o padrão é representado por um *valor de Falsidade*. Aparecendo na entrada o valor 0 repetidas vezes, o Grau de Evidência resultante da análise vai aumentando gradativamente na saída até chegar ao valor 1. Nestas condições dizemos que a Célula aprendeu o *padrão de falsidade*. O mesmo procedimento é adotado se for aplicada repetida vezes na entrada da Célula o valor 1. Quando o Grau de Evidência resultante na saída da Célula chegar ao valor 1 dizemos que a Célula aprendeu o *padrão de verdade*. Ainda neste processo de aprendizagem da CNAPa é introduzido o fator de aprendizado F_A que é ajustado

externamente [1][3]. Portanto, o fator de aprendizagem F_A é um valor real, dentro do intervalo fechado $[0,1]$ atribuído arbitrariamente por ajustes externos. Dependendo do valor de F_A será proporcionado uma aprendizagem mais rápida ou mais lenta a CNAPap. Sendo: $0 \leq F_A \leq 1$ e considerando um processo de aprendizagem do *padrão de verdade* a equação de aprendizagem é obtida através da equação (3) do calculo do Grau de Evidência

resultante, ficando: $\mu_{E(k+1)} = \frac{\{\mu_1 - (\mu_{E(k)C})F_A\} + 1}{2}$ onde: $\mu_{E(k)C} = 1 - \mu_{E(k)}$. Considera-se a

Célula completamente treinada quando $\mu_{E(k+1)} = 1$. Para um processo de aprendizagem do *padrão de Falsidade* é feito também a complementação no Grau de Evidência favorável. Conforme é visto, pela equação do calculo do Grau de Evidência resultante $\mu_{E(k+1)}$, quanto maior é o seu valor de F_A , maior é a rapidez de aprendizado da Célula. As Células Neurais Artificiais Paraconsistentes de aprendizagem são representadas nas interligações das Redes Neurais Paraconsistentes pela simbologia simplificada apresentada na figura a seguir.



Passos	Padrão= μ_1	$G_c = \mu_1 - \mu_{2c}$	$G_{ct} = (\mu_1 + \mu_{2c}) - 1$	$\mu_E = \{(G_c \times C_1) + 1\} \div 2$	observações
0		0,000000000	-1,000000000	0,500000000	Início
1	1,0	0,500000000	0,500000000	0,750000000	Aprendizagem
2	1,0	0,750000000	0,250000000	0,875000000	
3	1,0	0,875000000	0,125000000	0,937500000	
4	1,0	0,937500000	0,062500000	0,968750000	
5	1,0	0,968750000	0,031250000	0,984375000	
6	1,0	0,984375000	0,015625000	0,992187500	
7	1,0	0,992187500	0,007812500	0,996093750	
8	1,0	0,996093750	0,003906250	0,998468750	
9	1,0	0,998468750	0,001953125	0,999234375	
10	1,0	0,999234375	0,000976562	0,999617187	
	1,0	1,000000000	0,000000000	1,000000000	Término
11	0	0,000000000	-1,000000000	0,500000000	Desaprendizagem
12	0	-0,500000000	-0,500000000	0,250000000	
13	0	-0,750000000	-0,250000000	0,125000000	
14	0	-0,875000000	-0,125000000	0,062500000	
15	0	-0,937500000	-0,062500000	0,031250000	
16	0	-0,968750000	-0,031250000	0,015625000	
17	0	-0,984375000	-0,015625000	0,007812500	
18	0	-0,996093750	-0,007812500	0,003906250	
19	0	-0,998468750	-0,003906250	0,001953125	
20	0	-0,999234375	-0,001953125	0,000976562	
	0	-1,000000000	0,000000000	0,000000000	Término
21	$\mu_1 = 1-0$	Operador NOT			Confirma o padrão de Falsidade
22	0	+1	0	1	

Figura III. Símbolo simplificado, gráfico característico de saída e tabela de resultados da Célula Neural Artificial Paraconsistente de Aprendizagem - CNAPap

O gráfico anterior mostra o comportamento do sinal de saída na aplicação de um padrão repetitivo na entrada. No instante t_0 a saída é uma Indefinição com Grau de Evidência resultante valendo $1/2$. Do instante t_0 até o instante t_1 acontece na saída um comportamento monotônico, para então, o Grau de Evidência resultante ficar constante no instante t_2 . Do instante t_3 até o instante t_4 ocorreu a aplicação do padrão inverso na entrada e, como consequência, o sinal de saída sofreu um decréscimo até zero e no instante t_4 acontece a confirmação do novo padrão aprendido através de uma porta de complementação [1][3].

4 Conclusões

As CNAP's, além de serem representadas por algoritmos muito simples, têm a vantagem de proporcionar condições de ajustes externos através de variação dos fatores como os de tolerância a certeza F_{t_C} e a contradição $F_{t_{ct}}$ e o de aprendizagem F_A . Além das interligações em redes permitida pelas CNAPa os resultados obtidos nos ensaios numéricos da CNAPap indicam que a aplicação da equação da análise paraconsistente resulta naturalmente em valores similares aos obtidos pela função de ativação do *Perceptron* [2] comprovando assim que uma rede neural paraconsistente pode apresentar resultados capazes de simular comportamentos conhecidos do cérebro.

Referências

1. Da Silva Filho, J.I. & J.M. Abe, *Fundamentos das Redes Neurais Artificiais Paraconsistentes - destacando aplicações em neurocomputação*. ISBN 8574730424, SP: Editora Arte&Ciencia, 296pp, 2000.
2. Gallant, S.I., *Neural Network Learning and Expert Systems*, MIT Press, 1993.
3. Da Silva Fiho, J.I., G. Lambert-Torres & J.M. Abe, *Uncertainty Treatment Using Paraconsistent Logic - Introducing Paraconsistent Artificial Neural Networks*. IOS Press, ISBN-10: 1607505576, 328 pp, 2010.

João Inácio da Silva Filho - Possui graduação em Engenharia Industrial Elétrica - Universidade Santa Cecília dos Bandeirantes (1982), fez Mestrado em Engenharia Elétrica -(Microeletrônica) pela POLI/USP-Escola Politécnica da Universidade de São Paulo (1997) e Doutorado em Engenharia Elétrica - (Sistemas Digitais) pela POLI/USP-Escola Politécnica da Universidade de São Paulo (1999). Em 2009 fez Pós Doutorado pelo INESC-Porto Instituto de Engenharia de Sistemas e Computadores do Porto

desenvolvendo pesquisas na Unidade de Sistemas de Energia (USE), no campus da Universidade do Porto em Portugal. Atualmente é professor titular da Universidade Santa Cecília - Santos/SP e Cordenador do GLPA - Grupo de Lógica Paraconsistente Aplicada. Tem experiência na área de Engenharia Elétrica com ênfase em Engenharia Eletrônica, atuando em pesquisas, principalmente nos seguintes temas de IA: Aplicações da Lógica Paraconsistente, Sistemas Especialistas usando a Lógica Paraconsistente Anotada, Algoritmos e Sistemas Inteligentes, Robótica-Robôs móveis autônomos, circuitos lógicos e controle.

Extensão da LPA2v Para LPA3v e para LPA4v

Germano Lambert- Torres¹, Helga Gonzaga Martins¹

¹Universidade Federal de Itajubá, Itajubá, Minas Gerais, Brasil

germano@unfei.edu.br

Resumo. Este capítulo apresenta uma extensão da Lógica Paraconsistente Anotada de Dois Valores - LPA2v para Lógica Paraconsistente Anotada de Três Valores - LPA3v, com a introdução de um terceiro grau interpretado como 'Grau de Especialidade', e, em seguida, para a Lógica Paraconsistente Anotada de Quatro Valores – LPA4v, introduzindo a variável tempo de forma que os problemas descritos aproximam-se mais da sua real condição, visto que a opinião de um especialista pode ser decisiva na avaliação de um sistema.. O propósito de expandir a LPA2v para LPA3v está em permitir a inclusão, na base de conhecimento, de opiniões de especialistas, de forma que os problemas descritos aproximam-se mais da sua real condição, visto que a opinião de um especialista pode ser decisiva na avaliação de um sistema. Enquanto a expansão para a LPA4v, analisar a evolução comportamental no decorrer do tempo, das opiniões destes mesmos especialistas. Este capítulo também apresenta uma junção do modelo de funções crença, descrença, especialidade e temporalidade da LPA3v e LPA4v para a recuperação de casos no domínio de determinação de diagnósticos de um Raciocínio Baseado em Casos – RBC. A implementação da LPA3v e da LPA4v em um sistema inteligente permite trabalhar com informações inconsistentes, indefinições, com conhecimentos parciais e com conhecimentos especialistas de forma que o comportamento do sistema torna-se mais abrangente se aproximando mais do mundo real assim como suas respostas.

Palavras-chave: Lógica Paraconsistente Anotada, Raciocínio Baseado em Casos, Para-Especialista, Raciocínio Baseado em Casos Para-Especialista.

Abstract. This chapter presents an extension of Two Values Noted Paraconsistent Logic - NPL2v to Three Values Noted Paraconsistent Logic - NPL3v, with the introduction of a third grade interpreted as ‘Expert Grade’, and then to Four Values Noted Paraconsistent Logic – NPL4v, introducing the time to describe the more realistic ways real-life problems. The aim for expanding the NPL2v to NPL3v is to allow the inclusion, in knowledge basis, of expert’s opinions, in a way that the described problems come closer to their real condition, once a specialist opinion may be decisive for a system evaluation. The aim for expanding to NPL4v is to allow the inclusion of time in the knowledge base of expert’s opinions, once an expert opinion may be ultimate for one system evaluation. Furthermore, to analyze the behavioral evolution, as time goes by, of the opinions from these experts. Besides that, this chapter presents a link of the functions model belief, unbelief and specialty from NPL3v and NPL4v for cases retrieval in domain of diagnostic determination of a Case Based Reasoning – CBR. The implementation of NPL3v and NPL4v in one intelligent system allows working with inconsistent information, undefined, with partial knowledge and specialist knowledge in such a way that the system behavior become more encompassing, approaching the real world as well as its answers.

Keywords: Noted Paraconsistent Logic, Case Based Reasoning, Para-Expert Algorithm, Paraconsistent Case Based Reasoning.

1 Introdução

Nos estudos do reticulado associado à Lógica Paraconsistente Anotada de Dois Valores - LPA2v, de acordo com [1], [2], [3], utiliza-se o conceito do Quadrado Unitário do Plano Cartesiano - QUPC, que é formado pelos eixos dos *Graus de Crença* e de *Descrença*, como ferramenta básica para a representação dos pontos notáveis e da aplicação dos operadores lógicos e apresentação da *Nova Tabela Verdade* da LPA2v estendendo a Lógica Clássica, ou seja, "Se as proposições com as quais trabalhamos forem *bem comportadas*, toda fórmula válida no cálculo clássico deve continuar inalterada".

Utiliza-se ainda o conceito do QUPC para estender a LPA2v para uma Lógica Paraconsistente Anotada de Três Valores - LPA3v, com o propósito de descrever os problemas de forma mais realista, ou seja, além dos *Graus de Crença e Descrença* introduz-se um terceiro grau, o *Grau de Especialidade*. A anotação deste grau traduz opiniões de especialistas de diversos níveis sobre a avaliação de um determinado sistema.

Em seguida, este capítulo a extensão da LPA3v para a Lógica Paraconsistente Anotada de Quatro Valores – LPA4v, com a introdução da anotação tempo, *t*. Esta nova anotação possibilita a avaliação do comportamento dos especialistas no decorrer do tempo, assim descrevendo as situações mais próximas da realidade.

De acordo com a referência [4], [5] elaborou-se um algoritmo com o objetivo de implementar a LPA3v e a LPA4v em uma linguagem computacional conveniente, denominado "Algoritmo Para - Especialista".

A técnica do RBC tem sido utilizada como suporte de decisão nos mais diversos domínios do conhecimento como: planejamento, projetos, diagnósticos, e tem se mostrado com melhor desempenho do que outros sistemas de raciocínio. Seu paradigma pressupõe a existência de uma memória onde casos já resolvidos ficam armazenados; usa estes casos, pela recuperação, para ajudar na resolução ou interpretação de novos problemas; e

promove a aprendizagem, permitindo que novos casos (recém- resolvidos ou recém- interpretados) sejam incorporados à memória [6].

O objetivo de um sistema de RBC é recuperar de sua memória o caso mais similar ao novo, propor a solução ou uma adaptação deste como solução da nova situação [7]. A metodologia central do protótipo de recuperação é a determinação da similaridade de um novo caso com todos os casos prévios. As similaridades são determinadas por meio de funções combinações (casamento) e ao longo das características do caso novo e dos casos prévios, [8], [9], [10].

2 Lógica Paraconsistente Anotada de Dois Valores - LPA2v

Nos estudos do reticulado associado à Lógica Paraconsistente Anotada de Dois Valores - LPA2v, de acordo com [1], [2], [3], [4] utiliza-se o conceito do Quadrado Unitário do Plano Cartesiano - QUPC, que é formado pelos eixos dos *Graus de Crença*, μ_1 e de *Descrença*, μ_2 , pelas linhas perfeitamente consistente (LPC) e perfeitamente inconsistente (LPI) conforme Figura I.

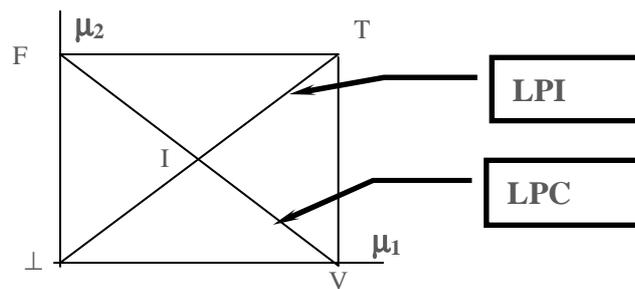


Figura I. Quadrado Unitário do Plano Cartesiano da LPA2v

O QUPC é a ferramenta básica para a representação dos pontos notáveis de acordo com a Figura II.

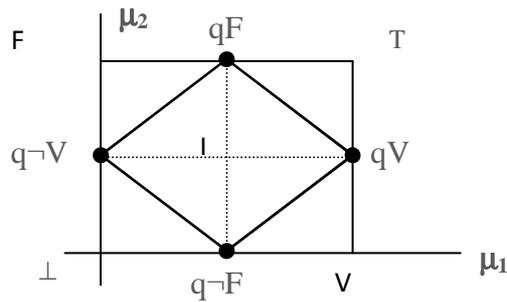


Figura II. Pontos Notáveis da LPA2v

As equações que definem o *Grau de Incerteza* e o *Grau de Certeza* são:

$$GI = \mu_1 + \mu_2 - 1$$

$$GC = \mu_1 - \mu_2$$

Logo, para cada par ordenado composto pelo valor do grau de crença μ_1 e pelo valor do grau de descrença μ_2 , são encontrados os valores dos graus de *incerteza* e de *certeza*, conforme as equações acima, e são representados no QUPC conforme Figura III:

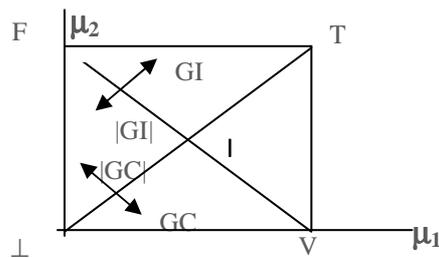


Figura III. QUPC e a representação do aumento do Grau de Certeza e de Incerteza

Seja dada uma proposição P , de tal forma que ela é composta pelos graus de crença e descrença dados $P(\mu_{1P}, \mu_{2P})$, aplicando o operador de negação obtém-se a seguinte proposição: $\neg P(\mu_{1P}, \mu_{2P}) = P(1-\mu_{1P}, 1-\mu_{2P})$, de acordo com a Figura IV.

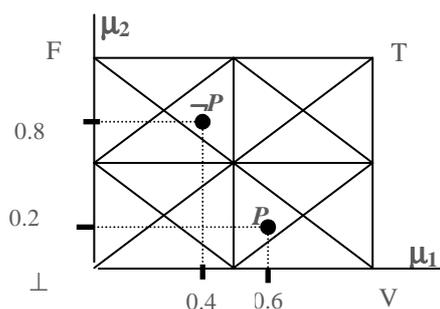


Figura IV. Representação no QUPC do método de obtenção do operador de negação

O conectivo \vee (OU) faz a *Maximização* entre os valores dos *graus de crença* e faz a *Minimização* entre os valores dos *graus de descrença* entre duas proposições, para encontrar o ponto resultante da aplicação do conectivo \vee (OU) basta construir um retângulo com os lados paralelos aos eixos cartesianos, tendo como vértices, diagonalmente opostos, as duas proposições, o resultado da disjunção será o vértice inferior direito do retângulo. Isso representa o fato da aplicação sucessiva do operador \vee (OU) tender a levar o resultado mais próximo do ponto notável de Verdade, Figura 5.

O conectivo \wedge (E) faz a *Minimização* entre os valores dos *graus de crença* e faz a *Maximização* entre os valores dos *graus de descrença* entre duas proposições, para encontrar o ponto resultante da aplicação do conectivo \wedge (E) basta construir um retângulo com os lados paralelos aos eixos cartesianos, tendo como vértices, diagonalmente opostos, as duas proposições, o resultado da conjunção será o vértice superior esquerdo do retângulo. Isso representa o fato da aplicação sucessiva do operador \wedge (E) tender a levar o resultado mais próximo do ponto notável de Falso, Figura V.

O objetivo da aplicação dos métodos apresentados é que os mesmos possibilitam uma extensão da lógica clássica, quer dizer: "Se as proposições com as quais trabalhamos forem *bem comportada* toda fórmula válida no cálculo clássico deve continuar inalterada".

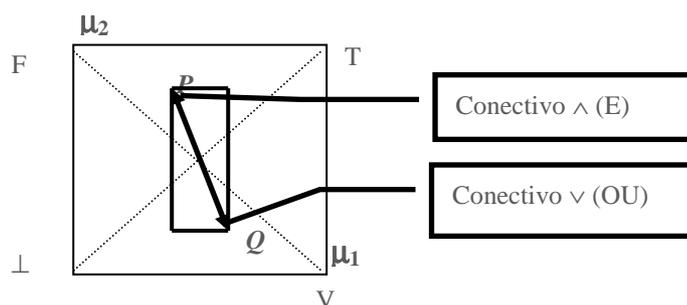


Figura V. Representação no QUPC do método de obtenção dos conectivos OU e E

3 Considerações da Lógica Paraconsistente Anotada de Três Valores - LPA3v

Em [1], são apresentadas as interpretações da LPA2v partindo do Quadrado Unitário do Plano Cartesiano - QUPC. Pode-se introduzir a este plano um eixo perpendicular, que é interpretado como Grau de Especialidade (e), de acordo com [4], de forma que se estende a LPA2v para LPA3v. Os valores de e variam no intervalo real fechado $[0, 1]$, como os graus de crença e de descrença, desta forma interpreta-se um ponto obtido de uma tripla (μ_1, μ_2, e) que é plotado no Cubo Unitário Analisador, mostrado na Figura VI.

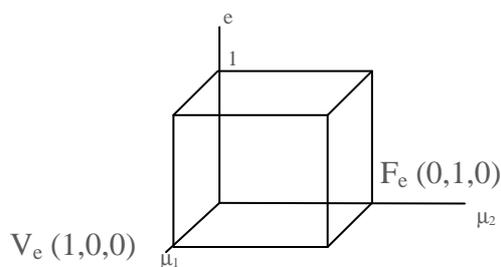


Figura VI. Cubo Unitário Analisador

Para o plano $e=1$, tem-se o Grau de Especialidade Máximo, denominado *Especialista*, para o plano $e=0$, tem-se o Grau de Especialidade Mínimo, denominado *Neófito*, para os planos intermediários têm-se Graus de Especialidades que variam no intervalo aberto $(0,1)$.

Dos *especialistas*, espera-se tomadas de decisões coerentes e determinadas, com o mínimo de indecisões ou desconhecimento de causa ou ainda inconsistências, de forma que um

grande especialista comporte-se de acordo com a "lógica clássica", falando grosseiramente. Desta forma permiti-se apenas duas situações, que são denominadas de V_e e F_e , isto é, estado de Verdade e Falso relativo ao Especialista e , na tomada de decisão, ou respectivamente Diagnóstico x (Dx) ou Diagnóstico y (Dy), para facilitar a linguagem em tomadas de decisões.

Dos *neófitos*, face à sua inexperiência, admite-se posições contraditórias, indeterminadas, corretas ou incorretas, enfim permite-se todos os estados aos *neófitos*, e à medida que vão ganhando experiência, aproximando-se dos *especialistas*, seu comportamento tende a se tornar mais próximo do "clássico", sendo este o limite.

De acordo com esta análise pode-se então determinar novos pontos notáveis no Cubo Unitário, conforme Figuras VII e VIII.

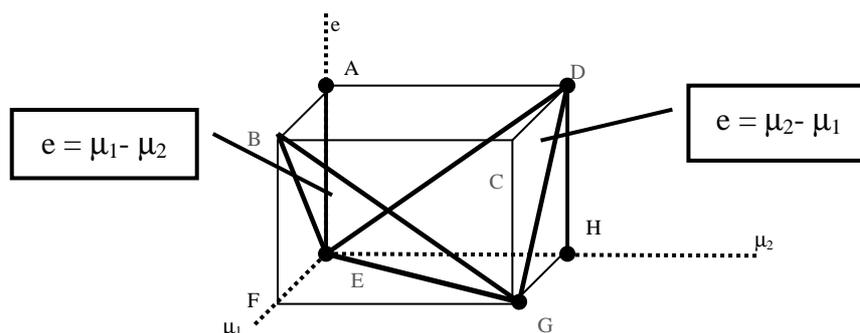


Figura VII. Pontos Notáveis do Cubo Unitário Analisador

Ponto A = (0,0,1) ⇒ Especialista com informações paracompletas, \perp ;

Ponto B = (1,0,1) ⇒ Especialista optando pelo diagnóstico referente ao eixo x, Dx ;

Ponto C = (1,1,1) ⇒ Especialista com informações inconsistentes, T ;

Ponto D = (0,1,1) ⇒ Especialista optando pelo diagnóstico referente ao eixo y, Dy ;

Ponto E = (0,0,0) ⇒ Neófito com informações paracompletas, \perp ;

Ponto F = (1,0,0) ⇒ Neófito optando pelo diagnóstico referente ao eixo x, Dx ;

Ponto G = (1,1,0) ⇒ Neófito com informações inconsistentes, T ;

Ponto H = (0,1,0) \Rightarrow Neófito optando pelo diagnóstico referente ao eixo y, **Dy**;

Plano e = $\mu_1 - \mu_2 \Rightarrow$ Plano Limite do caso clássico, **Dx**.

Os pontos que estão abaixo deste plano e limitado pelo cubo são pontos que determinam o diagnóstico referente ao eixo x, os pontos acima estão em "Região Tendenciosa";

Plano e = $\mu_2 - \mu_1 \Rightarrow$ Plano Limite do caso clássico, Dy.

Os pontos que estão abaixo deste plano e limitado pelo cubo são pontos que determinam o diagnóstico referente ao eixo y, os pontos acima estão em "Região Tendenciosa".

Com estas novas definições nota-se que se pode encontrar outras retas, outros planos e regiões do cubo unitário e dar-lhes interpretações adequadas, que será feito na próxima seção.

Contudo, se se restringir ao par (μ_1, μ_2) , observa-se que o resultado dos estudos realizados na referência [4], é um caso particular de *Grau de Especialidade* $e = 0.5$, visualizado na Figura VIII, de modo que todas as considerações analisadas podem ser expandidas de acordo com o acréscimo ou decréscimo do Grau de Especialidade.

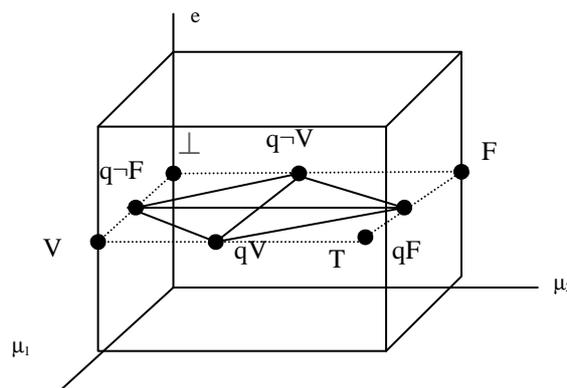


Figura VIII. Representação da LPA3v, para $e = 0.5$

4 Delimitações de Regiões no Cubo Unitário Analisador

Analisando o cubo unitário pode-se determinar regiões que facilitarão na determinação do comportamento assumido em futuras tomadas de decisões. Por exemplo, de acordo com a Figura IX, delimita-se o cubo unitário em Regiões de *Diagnóstico*.

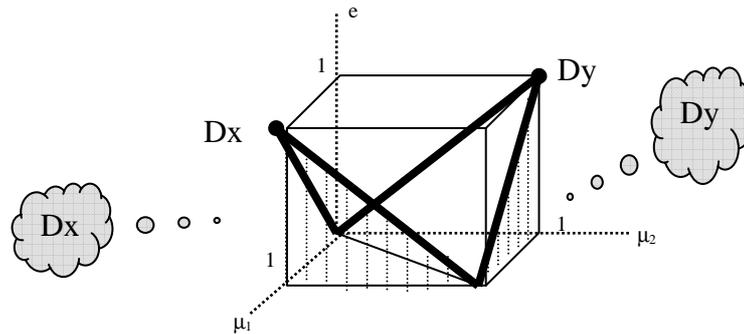


Figura IX. Representação das Regiões de Diagnósticos

As regiões hachuradas representam regiões bem definidas, já que contém pontos que permitem interpretações que conduzem a determinação de diagnósticos não tendenciosos. Com efeito, o ponto (1,0,1), no plano $e = 1$, pode ser interpretado como indicação de um Especialista decidindo-se por um diagnóstico referente ao eixo x, Dx. Ao passo que, no plano $e = 0$, para pontos limitados pela diagonal $\mu_1 = \mu_2$ e pelo eixo x, pode ser interpretado como sendo um neófito decidindo pelo diagnóstico Dx; sendo a maior região referente à Dx devido, exatamente, à falta de experiência do neófito. Conforme o grau de especialidade for crescendo a região para o Dx vai se restringindo até chegar no ponto (1,0,1) analisado acima. Na Figura X, delimita-se o cubo unitário em *Regiões Inconsistente e Paracompleta*.

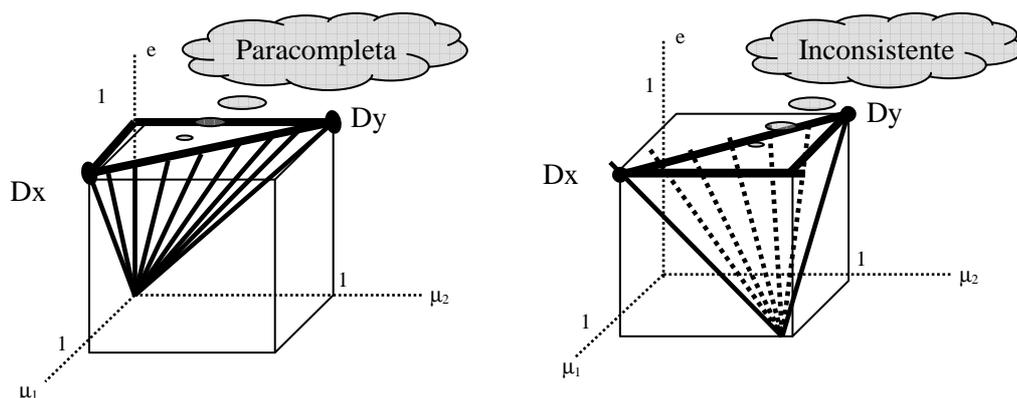


Figura X. Representação das Regiões Inconsistentes e Paracompleta

As regiões acima representam *Regiões Inconsistente e Paracompleta*, regiões problemáticas já que contém pontos que permitem as interpretações 'Inconsistente e Paracompleta'. Pontos próximos a $(0,0,1)$ e a $(1,1,1)$ podem ser interpretados como indicando um Especialista Paracompleto e Inconsistente, respectivamente. Neste plano, $e = 1$, aos especialistas somente será permitido um dos pontos $(1,0,1)$ ou $(0,1,1)$, que são respectivamente diagnóstico x, Dx ou diagnóstico y, Dy.

Note-se que como se admite em princípio que o neófito possa ter opiniões contraditórias, os pontos $(0,0,0)$ e $(1,1,0)$ ficam fora das regiões inconsistente e paracompleta.

5 Interpretações do Cubo Unitário Analisador

Nesta seção analisam-se cinco situações diferentes, ou seja, cinco planos diferentes para a coordenada e , ou ainda, analisam-se opiniões de cinco especialistas diferentes. Isso feito, pode-se fornecer uma generalização para uma interpretação do Cubo Unitário Analisador.

A primeira situação a ser analisada é a situação do topo do cubo unitário seguindo em direção a sua base, conforme Figura XI.

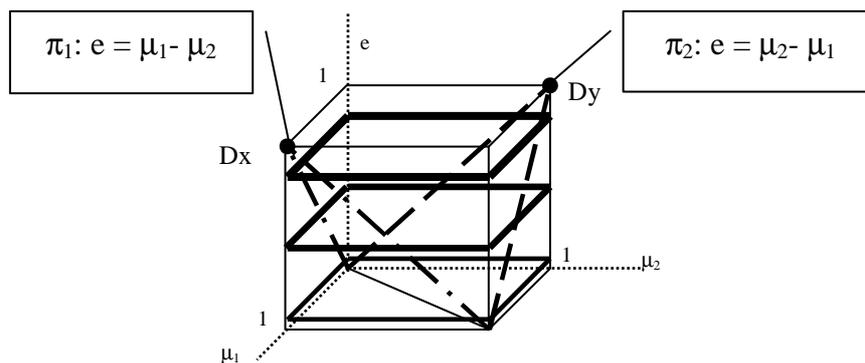


Figura XI. Representação dos diferentes Graus de Especialidade

Para a situação de $e = 1$, tem-se a seguinte análise das regiões, de acordo com a Figura XII.

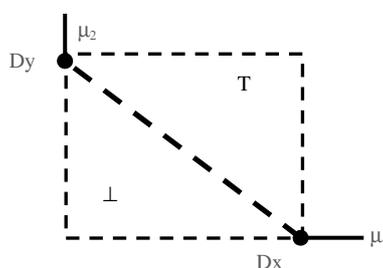


Figura XII. Análise para $e = 1$

Como discutido anteriormente, para um Especialista de grau $e = 1$, espera-se tomadas de decisões coerentes, sem indecisões ou desconhecimento de causa, ou ainda inconsistências de qualquer tipo, enfim espera-se um *grande especialista* decidindo somente entre dois diagnósticos Dx ou Dy, ou respectivamente os pontos (1,0,1) ou (0,1,1). Portanto, as Regiões Inconsistente e Paracompleta tornam-se máximas.

Para um Especialista de grau $e = 0.8$, de acordo com a Figura XIII, observa-se que as Regiões de Diagnósticos crescem e que as Regiões Inconsistente e Paracompleta diminuem, surgindo os pontos notáveis propostos no capítulo anterior e com eles as Regiões de Tendências. A este especialista as exigências são menos rigorosas quando comparadas com um especialista de grau $e = 1$.

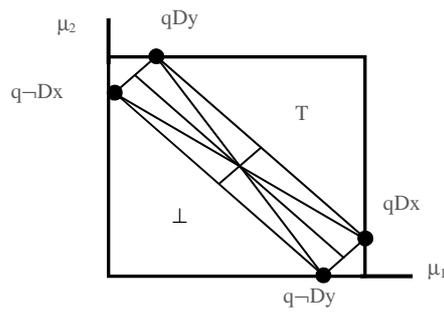


Figura XIII. Análise para $e = 0.8$

Um Especialista de grau $e = 0.5$, é um caso particular, exatamente a situação estudada ao longo do capítulo anterior, de forma que as regiões delimitadas são as mesmas. Pode-se observar pela Figura XIV, que as Regiões de Diagnósticos, Inconsistente e Paracompleta são iguais, enquanto que as Regiões de Tendências chegam no máximo do crescimento, sendo todas iguais. Os pontos notáveis tendem a deslocar para as posições do ponto Inconsistente e do ponto Paracompleto.

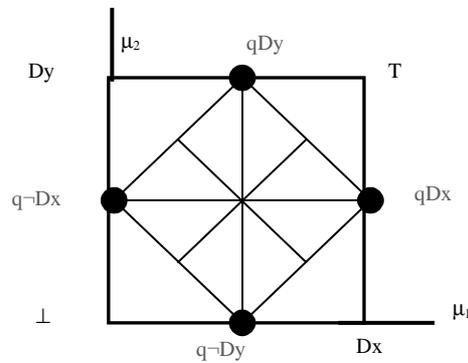


Figura XIV. Análise para $e = 0.5$

Um Especialista de grau $e = 0.1$, é um especialista com pouca experiência, mas podendo ainda sofrer algumas cobranças no que se refere a tomadas de decisões coerentes e/ou sem inconsistências, este especialista tem condições, mesmo que pouca, de opinar por diagnósticos certos. As Regiões Inconsistente e Paracompleta ficam mais restritas, crescem

as Regiões dos Diagnósticos, e as Regiões de Tendências decrescem. Os pontos notáveis ficam mais próximos do pontos Inconsistente e Paracompleto, conforme Figura XV.

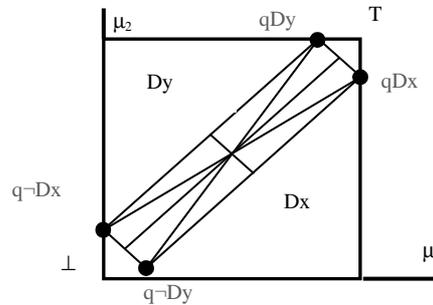


Figura XV. Análise para $e = 0.1$

Analisando a última situação, de um Neófito cuja especialidade tem grau $e = 0$, para o neófito tudo lhe é permitido, não tendo restrições. Diante de sua inexperiência, admitem-se posições de Inconsistência, Paracompleta e/ou Indeterminada. Percebe-se, da Figura XVI que as Regiões de Diagnósticos chegaram no máximo e as Regiões Inconsistente e Paracompleta se tornaram pontos bem definidos, $(0,0,0)$ ou estado Paracompleto e $(1,1,0)$ ou estado de Inconsistência, conforme [4], [10]. Os pontos notáveis também se resumem nestes mesmos pontos.

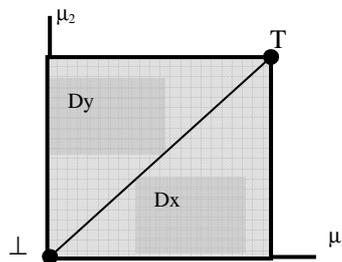


Figura XVI. Análise para $e = 0$

6 Método de Obtenção do Grau de Especialidade a partir dos Graus de Crença e de Descrença

Nesta seção obtém-se o grau de especialidade na Lógica Paraconsistente Anotada de Três Valores - LPA3v, ou seja, no Cubo Unitário Analisador, a partir dos graus de crença e de descrença, dando base para elaborar um algoritmo que tem como objetivo efetuar a implementação da LPA3v em uma linguagem computacional.

Foi visto na seção 2 que os planos $\pi_1: e = \mu_1 - \mu_2$ e $\pi_2: e = \mu_2 - \mu_1$, relacionam matematicamente os Graus de Crença, Descrença e de Especialidade, de forma que podemos analisar como estes três Graus se comportam no Cubo Unitário.

Supondo dada uma proposição P , composta pelos *Graus de Crença*, μ_1 e de *Descrença*, μ_2 , de forma que resulte em um ponto localizado em uma região delimitada pela LPA2v, ou seja, no plano $\mu_1\mu_2$, para encontrar o valor do *Grau de Especialidade* para a proposta P , traça-se uma reta paralela ao eixo das especialidades partindo dos valores de μ_1 e de μ_2 . A intersecção da reta r com um dos planos, π_1 ou π_2 , fixam um plano e qualquer, paralelo ao plano $e=0$, determina-se assim o valor do *Grau de Especialidade* da LPA3v. Na Figura XVII é mostrado claramente o método de obtenção do Grau de Especialidade da LPA3v.

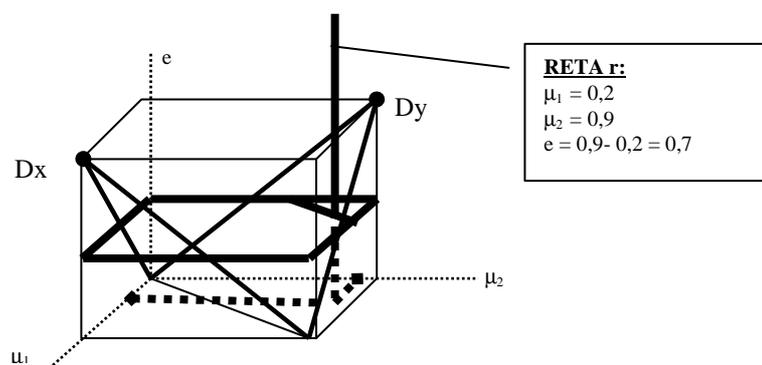


Figura XVII. Obtenção do Grau de Especialidade da LPA3v

Representando os procedimentos para se obter o Grau de Especialidade na Lógica Paraconsistente Anotada de Três Valores - LPA3v, conforme a Figura XVIII.

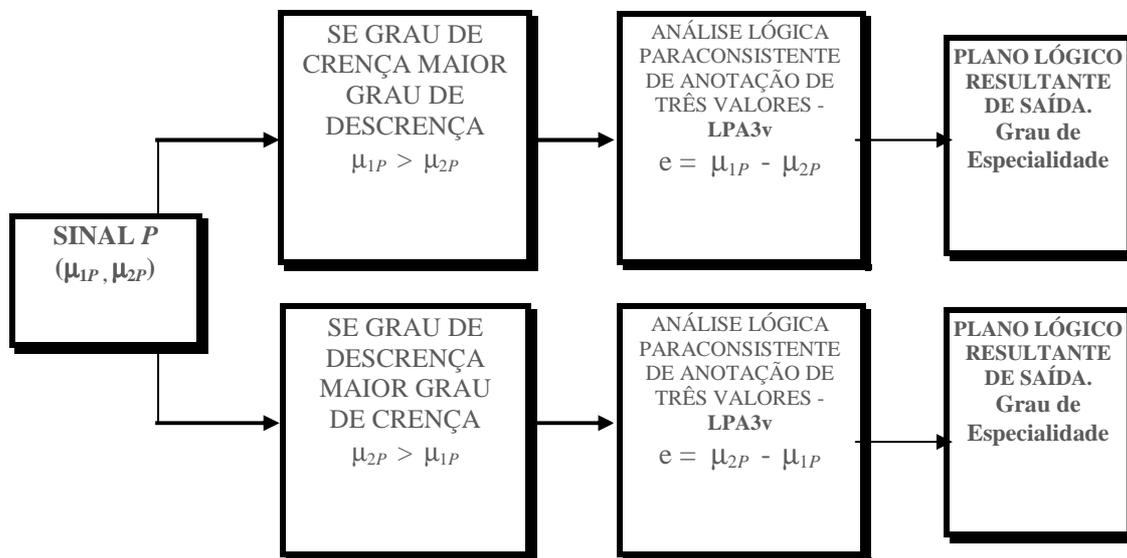


Figura XVIII. Representação dos procedimentos para se obter Plano Lógico Resultante de Saída na LPA3v

7 Lógica Paraconsistente Anotada de Quatro Valores – LPA4v

Pode-se analisar um ponto se movendo ao longo do cubo unitário analisador, como mostra a Figura XIX, de acordo com [4].

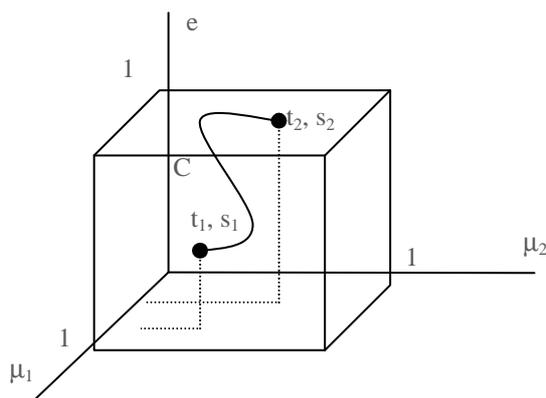


Figura XIX. Temporalidade no cubo unitário da LPA3v

No tempo t_1 o ponto se encontra na posição s_1 , no tempo t_2 o ponto se encontra na posição s_2 , de forma que no decorrer do tempo o ponto descreve uma curva C no interior do cubo unitário analisador.

Este comportamento permite introduzir na Lógica Paraconsistente Anotada de Três Valores - LPA3v mais uma variável anotada, o tempo t , estendendo assim para Lógica Paraconsistente Anotada de Quatro Valores - LPA4v. Na LPA4v o ponto no Cubo Unitário é representado pela quádrupla (μ_1, μ_2, e, t) . O intuito de introduzir mais uma variável anotada na representação do ponto é poder analisar a evolução comportamental dos especialistas.

Assim um *neófito* (especialista de grau $e=0$) face à sua inexperiência, vai adquirindo experiência à medida que a variável, tempo, vai transcorrendo e supõe-se que seu grau de especialidade vá aumentando a fim de se definir entre os dois diagnósticos D_x ou D_y , ou seja, se encontra no topo do cubo unitário com comportamento de um 'caso clássico', falando grosseiramente. Esta análise pode ser feita para qualquer nível de especialidade.

A essência da quarta dimensão tempo está em permitir visualizar o comportamento dos especialistas nas tomadas de decisão de um sistema específico.

8 Implementação do Algoritmo “Para - Especialista”

Descritas as regiões do Cubo Unitário Analisador nas seções anteriores, torna-se viável elaborar um algoritmo com o objetivo de efetuar a implementação da LPA3v em linguagem computacional.

Visando os estudos dos comportamentos em Sistemas Especialistas, baseado na LPA3v, o algoritmo construído pela descrição do Cubo Unitário permite a elaboração de programa computacional para aplicações práticas e proporcionar simulações de diferentes situações.

Este algoritmo baseado na LPA3v é denominado neste trabalho de ‘Algoritmo Para-Especialista’.

As variáveis e grandezas são detalhadas a seguir, considerando as regiões do Cubo Unitário conforme Figura XX:

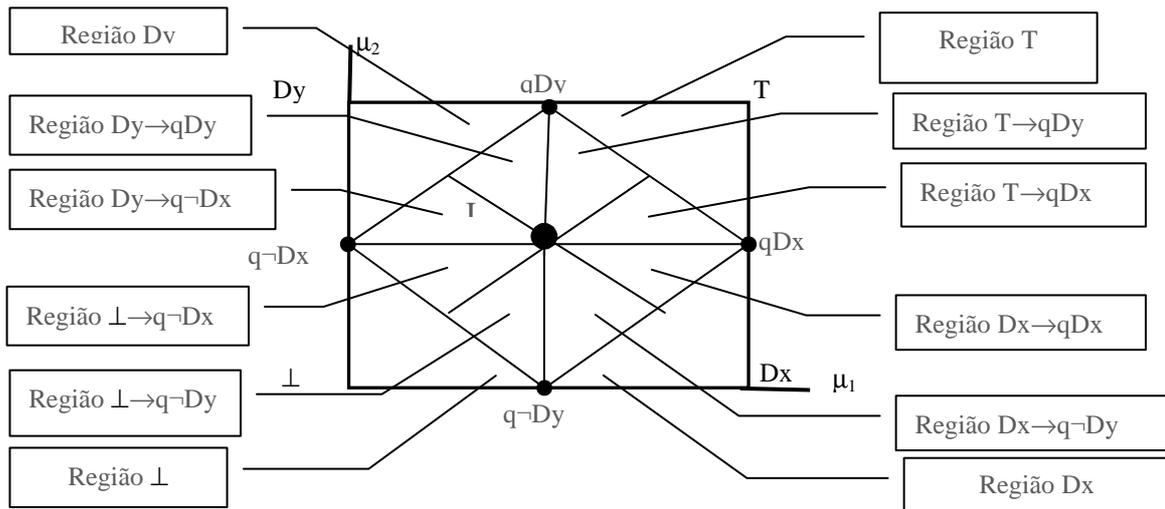


Figura XX. Definição das Regiões para o algoritmo Para - Especialista

Os estados lógicos extremos:

- $\perp \Rightarrow$ Paracompleto;
- $T \Rightarrow$ Inconsistente;
- $Dx \Rightarrow$ Diagnóstico referente ao eixo x;
- $Dy \Rightarrow$ Diagnóstico referente ao eixo y;

Os estados lógicos não - extremos:

- $\perp \rightarrow q\neg Dx \Rightarrow$ Paracompleto tendendo ao quase- não- Diagnóstico x;
- $\perp \rightarrow q\neg Dy \Rightarrow$ Paracompleto tendendo ao quase- não- Diagnóstico y;
- $T \rightarrow qDx \Rightarrow$ Inconsistente tendendo ao quase- Diagnóstico x;
- $T \rightarrow qDy \Rightarrow$ Inconsistente tendendo ao quase- Diagnóstico y;
- $Dx \rightarrow qDx \Rightarrow$ Diagnóstico x tendendo ao quase- Diagnóstico x;

- $Dx \rightarrow q \neg Dy \Rightarrow$ Diagnóstico x tendendo ao quase- não- Diagnóstico y;
 $Dy \rightarrow q Dy \Rightarrow$ Diagnóstico y tendendo ao quase- Diagnóstico y;
 $Dy \rightarrow q \neg Dx \Rightarrow$ Diagnóstico y tendendo ao quase- não- Diagnóstico x;
I \Rightarrow Indefinido.

Valores das grandezas de entrada:

- $\mu_1 \Rightarrow$ Grau de Crença;
 $\mu_2 \Rightarrow$ Grau de Descrença;
s \Rightarrow Sensibilidade necessária para variar o valor do Grau de Especialidade;
 $Dx \Rightarrow$ Diagnóstico referente ao eixo x;
 $Dy \Rightarrow$ Diagnóstico referente ao eixo y.

Valores das grandezas que se relacionam:

- e \Rightarrow Grau de Especialidade gerado.
 $e_1 \Rightarrow$ Grau de Especialidade Um, gerado a partir de e.
 $e_2 \Rightarrow$ Grau de Especialidade Dois, gerado a partir de e.
GC \Rightarrow Grau de Certeza.
GI \Rightarrow Grau de Incerteza.

As Grandezas de controle:

- V_{scc} - Valor superior de controle de certeza;
 V_{icc} - Valor inferior de controle de certeza;
 V_{sci} - Valor superior de controle de incerteza;
 V_{ici} - Valor inferior de controle de incerteza.

As Grandezas de saída:

Dge \Rightarrow Diagnóstico do especialista;

Dge1 \Rightarrow Diagnóstico do especialista um;

Dge2 \Rightarrow Diagnóstico do especialista dois.

Seguindo os passos do algoritmo ‘Para – Especialista’, juntamente com o exemplo da Figura XXI, monta-se o passo-a-passo mostrado na Figura XXII:

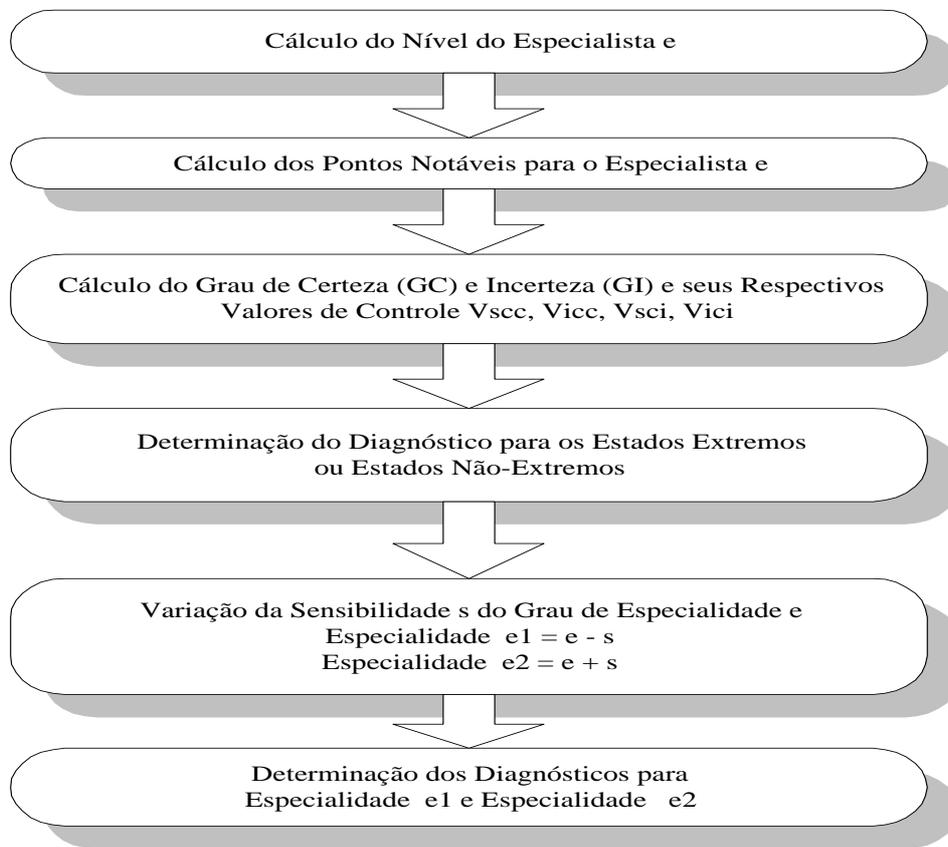
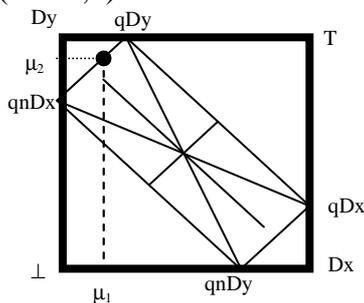


Figura XXI. Algoritmo Para - Especialista

Da reta r:	$\mu_1 = 0,2; \mu_2 = 0,9;$
PASSO 1:	$e = 0,9 - 0,2 = 0,7$

PASSO 2: Ponto qDx (1,0; 0,3) Ponto qDy (0,3; 1,0)

Ponto q-Dx (0,0; 0,7) Ponto q-Dy (0,7; 0,0)



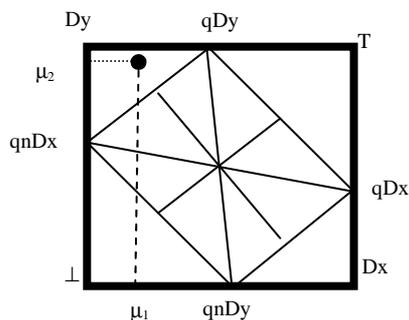
Representação no QUPC para o ponto (0,2; 0,9) com $e = 0,7$.

PASSO 3: Grau de Certeza GC: - 0,7 Vsc = 0,7 Vicc = - 0,7

Grau de Incerteza GI: 0,1 Vsci = 0,3 Vici = - 0,3

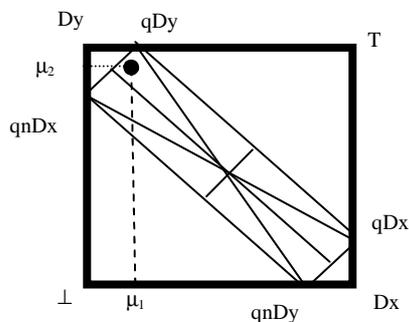
PASSO 4: Diagnóstico para o Estado Extremo: Dy

PASSO 5: - Especialidade $e1 = e - s = 0,7 - 0,1 = 0,6$



Representação no QUPC para o ponto (0,2; 0,9) com $e1 = 0,6$.

- Especialidade $e2 = e + s = 0,7 + 0,1 = 0,8$



Representação no QUPC para o ponto (0,2; 0,9) com $e = 0,8$.

PASSO 6: Diagnóstico para o Especialista de Grau $e1 = 0,6$: Dy
Diagnóstico para o Especialista de Grau $e2 = 0,8$: $Dy \rightarrow qDy$

Figura XXII. Exemplo de aplicação do algoritmo Para - Especialista

9 Implementação do algoritmo “Para - Especialista” da LPA4v em um RBC

Para implementar o algoritmo “Para - Especialista” em um RBC para determinação de diagnóstico, a proposta do modelo é sugerir como diagnóstico do sistema, aquele que se comporta mais adequadamente com a nova situação, com base no conhecimento armazenado, de acordo com uma análise da lógica paraconsistente de três valores - LPA3v. Em cada caso mostrar dentre aqueles de mesmo diagnóstico, o que mais se aproxima da nova situação. A arquitetura projetada para implementar o modelo é vista na Figura XXIII.

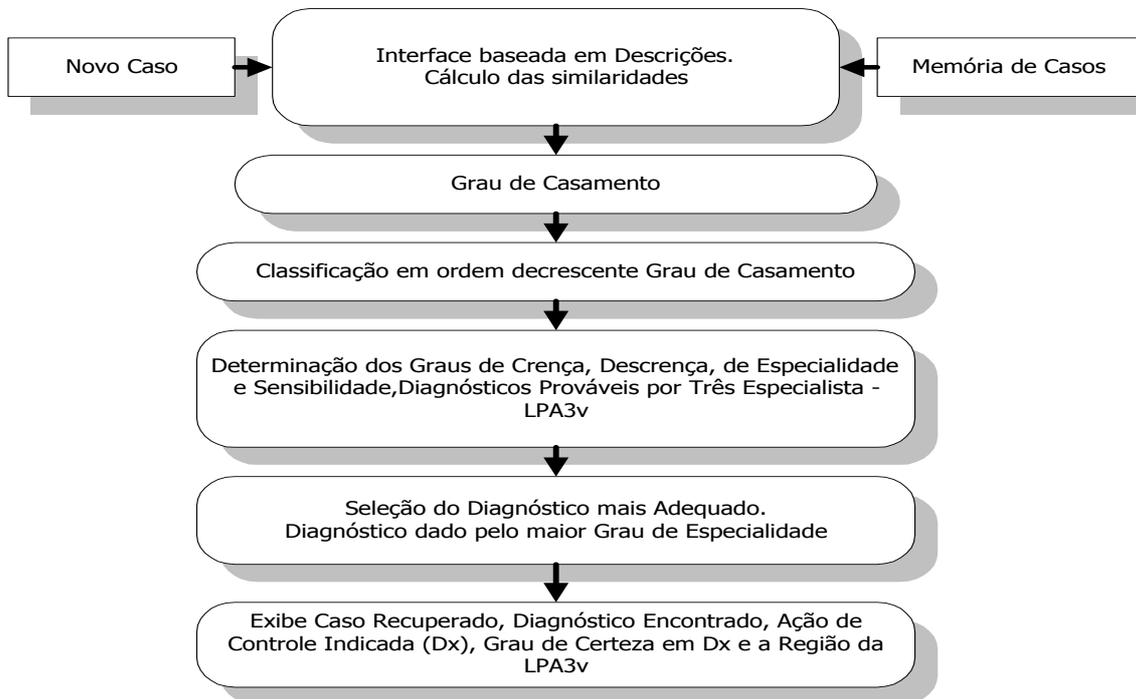


Figura XIII. Arquitetura de um Protótipo Recuperador com LPA3v subjacente

O protótipo é constituído por seis módulos de processamento. No primeiro módulo, a entrada de um novo caso e a chamada de casos da memória têm o mesmo procedimento que no protótipo da referência [10], a partir do cálculo das similaridades. No segundo e terceiro módulos calcula-se o Grau de Casamento e sua classificação em ordem decrescente de acordo com [4]. No quarto módulo há uma junção das técnicas do RBC com a LPA3v, o ambiente já está preparado para a aplicação do algoritmo "Para-Especialista", de forma que a partir do Grau de Crença, Descrença e do Grau de Especialidade para o Novo Caso, obtém-se os diagnósticos de três especialistas diferentes, essa preparação será interpretada na próxima seção.

No quinto módulo seleciona-se o diagnóstico mais adequado à nova situação ou seja, entendido como sendo o diagnóstico dado por um especialista de maior Grau de Especialidade. Não há, nesta estrutura, a determinação de novos diagnósticos, mas uma relação com os diagnósticos fornecidos pela Base de Conhecimento através do '*Grau de Certeza*' da LPA3v. Com esta nova estrutura é possível introduzir novos conhecimentos, ou seja, novos diagnósticos na Base de Conhecimento quando for necessário, mas isto só é realizado depois de se fazer uma primeira execução do programa. No sexto módulo são exibidos: o "*caso que foi recuperado*" para solucionar a nova situação, o "*diagnóstico encontrado*", a "*ação de controle indicada*" (Dx), o "*grau de certeza em relação à ação de controle*" e a "*região da LPA3v*" em que se encontra o novo caso analisado. O "*caso recuperado*" tem a mesma interpretação daquele caso discutido em uma recuperação de RBC que não utiliza a LPA3v, de acordo [10]. A "*ação de controle*" determinada para o novo caso é alguma ação dentre as fornecidas pela base de conhecimento, de forma não estar criando nenhuma ação de controle nova. Por esse motivo o "*diagnóstico encontrado*" não será considerado um novo diagnóstico na base de conhecimento, mas vinculado com a ação de controle através do "*grau de certeza*", GC. O "*diagnóstico encontrado*" fica desta

forma disponível no sentido que, se em algum momento o raciocinador quiser acrescentá-lo como ação de controle da base de conhecimento, o procedimento será, somente alterar seu *grau de certeza*, *GC* para o valor máximo 1 e a *ação de controle* relacionada a ele assume o valor numérico do respectivo diagnóstico encontrado.

Este novo protótipo baseado na LPA3v será denominado neste trabalho de 'RBC- Para-Especialista'.

O "RBC - Para - Especialista" oferece uma alternativa lógica baseada em duas teorias, a 'Lógica Paraconsistente' e 'Sistema de Raciocínio'. O mesmo faz um tratamento lógico de forma Paraconsistente para que as contradições e as incertezas possam ser inseridas e tratadas, de um modo não trivial, numa estratégia de tomada de decisão automática. A fim de apresentar uma idéia geral e mais abrangente do "RBC- Para- Especialista", na Figura XXIV está montado um esquema em diagrama, que exhibe o processo de entrada do novo caso a ser analisado: a recuperação de todos os casos da memória de dados; - O cálculo do Grau de Casamento e sua ordenação decrescente; a aplicação do algoritmo "Para-Especialista" da LPA3v e conseqüentemente a determinação dos três possíveis diagnósticos, ou seja, a opinião de três especialistas diferentes sobre uma situação nova (caso novo), sendo que o diagnóstico adotado na LPA3v é o de maior especialidade, ou seja, a opinião do mais especialista no domínio em questão; finalmente a recuperação do caso mais adequado em relação ao diagnóstico anteriormente encontrado.

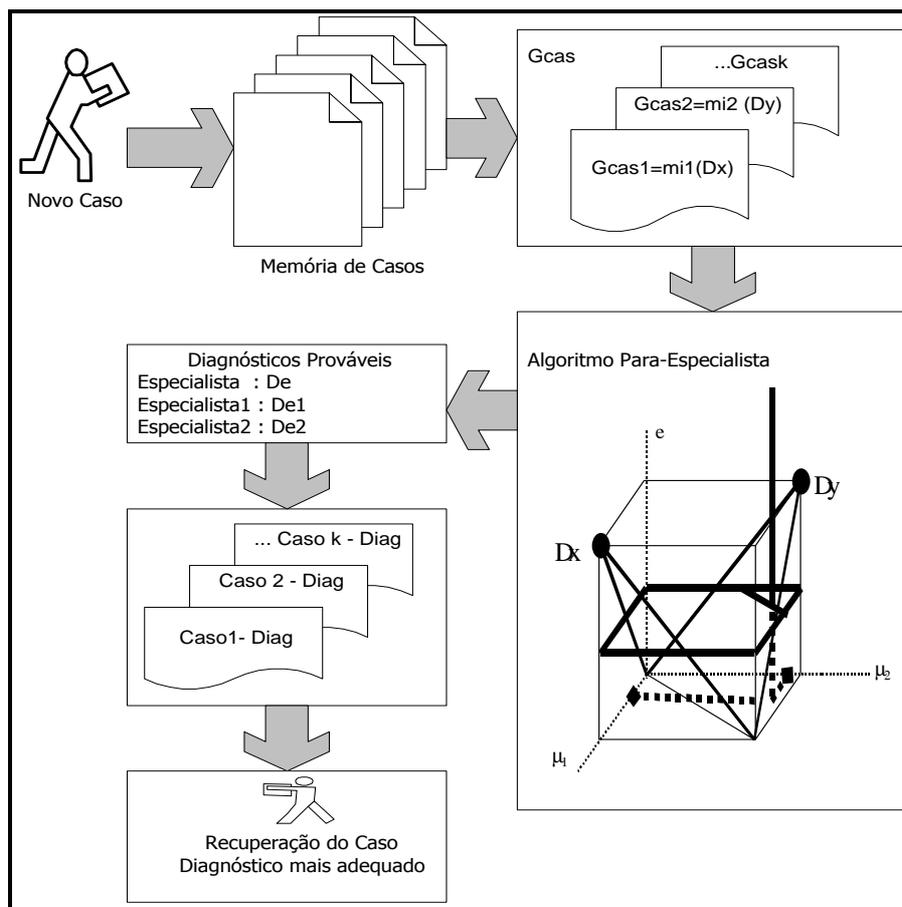


Figura XXIV. Diagrama de um Protótipo Recuperador com LPA3v subjacente

No que se refere à Lógica Paraconsistente de Três Valores - LPA3v vale ressaltar algumas características importantes:

- a) Como apresentado em [4] e [10], para iniciar uma análise paraconsistente no cubo analisador necessita-se dos valores dos *graus de crença e de descrença*. De forma que, ao final da ordenação do grau de casamento com seus respectivos casos e diagnósticos, espera-se que estes graus estejam estabelecidos!
- b) O que se deve fazer é relacionar os graus de casamento ordenado decrescentemente com os graus de crença e descrença da seguinte maneira. Da definição intuitiva dos graus de crença e descrença tem-se que: "*Grau de Crença é a evidência favorável à proposição P, grau de Descrença é a evidência contrária à proposição P*". Assumindo que a proposição *P* seja: "*Diagnóstico i como solução do Caso Novo*". Então, os valores dos graus de crença

e descrença podem ser interpretados como: "O Grau de Crença é a evidência favorável ao Diagnóstico i como solução do Caso Novo e o Grau de Descrença é a primeira evidência contrária ao Diagnóstico i como solução do Caso Novo".

Como o conjunto do grau de casamento já foi devidamente ordenado decrescentemente e, como definido acima, o grau de crença é aquele de maior grau de casamento, nota-se que o grau de descrença sempre estará em uma ordem menor que o grau de crença e será aquele que corresponder à primeira evidência desfavorável à ocorrência do *diagnóstico* i , Di . Em uma aplicação do algoritmo 'Para- Especialista' no Sistema de Raciocínio com o Protótipo Recuperador atuando da maneira como apresentada [10], *sempre* ocorrerá uma situação descrita acima. Com essa definição pode-se agora fazer uma análise do cubo da LPA3v para estudar o novo caso, já que todos os graus estão claramente estipulados.

10 Uma Aplicação do 'RBC- Para- Especialista' na Determinação de Diagnósticos

Para efeito de comparação, a aplicação do 'RBC- Para - Especialista' tem como domínio o mesmo utilizado em [10], ou seja, um funcionamento de um forno para obtenção de cimento, assim como em [11]. Para cada um desses atributos espera-se ações apropriadas, estão listados conforme Tabela I.

Tabela I. Especificação das Descrições e suas extensões

ATRIBUTOS	DESCRIÇÕES	EXTENSÃO DA ESCALA DE IMPORTÂNCIA
Condição	a – Granular	0 – 3
Condição	b – Viscosidade	0 – 3
Condição	c – Cor	0 – 2
Condição	d – Nível de pH	0 – 2
Decisão	e – Velocidade Rotativa	0 – 1
Decisão	f – Temperatura	0 – 3

Na Tabela II são mostrados os possíveis diagnósticos e sua identificação referentes às descrições *velocidade rotativa* e *temperatura*. A aplicação do algoritmo 'RBC- Para-

Especialista' é aplicada à mesma base de conhecimento da aplicação do [10], fornecida na Tabela III, de tal forma que suas descrições e diagnósticos estão quantificados.

Tabela II. Diagnósticos e suas extensões

DIAGNÓSTICO	e	f
D1	1	3
D2	0	3
D3	1	2
D4	1	1

Tabela III. Base de Conhecimento

CASOS	A	b	C	d	Ação de Controle
CASO 01	2	1	1	1	D1
CASO 02	2	1	1	0	D1
CASO 03	2	2	1	1	D1
CASO 04	1	1	1	0	D2
CASO 05	1	1	1	1	D2
CASO 06	2	1	1	2	D3
CASO 07	2	2	1	2	D3
CASO 08	3	2	1	2	D3
CASO 09	3	2	2	2	D4
CASO 10	3	3	2	2	D4
CASO 11	3	3	2	1	D4
CASO 12	3	2	2	1	D4
CASO 13	3	0	2	1	D4

O RBC- Para- Especialista, analisado na seção anterior, foi testado para vários Casos Novos, utilizando a Base de Conhecimento, de acordo com a tabela III acima, para este exemplo o número de Ações de Controle está limitado em quatro D1, D2, D3 e D4. Assim como em [10], apresenta-se o resultado de um mesmo caso analisado, sendo caso C14 - [2 2 1].

CASO NOVO:	2	2	2	1
Caso encontrado na Base de Conhecimento:	0	Nenhum Caso Encontrado		

Início do Processo de Cálculo

ORDEM	Gcas	CASO	DIAGNÓSTICO
1	0.8771	3	D1
2	0.8498	12	D4
3	0.7868	9	D4
4	0.7692	7	D3
5	0.7687	1	D1
6	0.7518	11	D4
7	0.7171	2	D1
8	0.7071	10	D4
9	0.6671	13	D4
10	0.6537	8	D3
11	0.6472	5	D2
12	0.6432	6	D3
13	0.5871	4	D2
14	0.5871	14	D4
Diagnósticos em Decisão:			Dx-Dy = 1-4
Valor do Grau de Crença:			$\mu_1 = 0.8771$
Valor do Grau de Descrença:			$\mu_2 = 0.8498$
Entre com o valor da Sensibilidade s.			0.1

Determinação do Diagnóstico na LPA3v

Grau de Crença Analisado	$\mu_1: 0.8771$	Graus de Certeza e Incerteza:
Grau de Descrença Analisado	$\mu_2: 0.8498$	GC = 0.0272
Grau do Especialista Gerado	e : 0.0272	GI = 0.7269
Para Grau do Especialista Gerado - e : 0.0272		
Pontos Notáveis para e:		
qD1 =		
q-D1 =		
Valores de Controle para e:		
C1 =		
C3 =		
Determinação do Diagnóstico para e:		D1

Análise será feita para as variações de e: $e_1 = -0.0728$ $e_2 = 0.1272$		
Novos Valores para s, e1(MAIOR OU IGUAL A ZERO) e e2:		
Novo s = 0.0272	Novo e1 = 0.0072	Novo e2 = 0.1272

Para Grau de Especialidade 1: $e_1 = 0.0072$	
Pontos Notáveis para e1:	
qD1 = 1.0000; 1.0000	
qD4 = 1.0000; 1.0000	
q-D1 = 0.0000; 0.0072	
q-D4 = 0.0072; 0.0000	
Valores de Controle para e1:	
C1 = 0.0072 C2 = -0.0072	
C3 = 0.9928 C4 = -0.9928	
Determinação do Diagnóstico para e1: D1	

Para Grau de Especialidade 2: $e_2 = 0.1272$	
Pontos Notáveis para e2:	
qD1 = 1.0000; 0.8728	
qD4 = 0.8728; 1.0000	
q-D1 = 0.0000; 0.1272	
q-D4 = 0.1272; 0.0000	
Valores de Controle para e2:	
C1 = 0.1272 C2 = -0.1272	
C3 = 0.8728 C4 = -0.8728	
Determinação do Diagnóstico para e2: T → qD1	

Diagnósticos Prováveis na LPA3v

Para e2:	T → qD1
Para e:	D1
Para e1:	D1

Nova Base de Conhecimento

CASO	a	b	c	d	Diag	Ação de Contr	GC	GI	Diag de e2	Caso Recup
1	2	1	1	1	D1	D1	1	0	-	-
2	2	1	1	0	D1	D1	1	0	-	-
3	2	2	1	1	D1	D1	1	0	-	-
4	1	1	1	0	D2	D2	1	0	-	-
5	1	1	1	1	D2	D2	1	0	-	-
6	2	1	1	2	D3	D3	1	0	-	-
7	2	2	1	2	D3	D3	1	0	-	-
8	3	2	1	2	D3	D3	1	0	-	-
9	3	2	2	2	D4	D4	1	0	-	-
10	3	3	2	2	D4	D4	1	0	-	-
11	3	3	2	1	D4	D4	1	0	-	-
12	3	2	2	1	D4	D4	1	0	-	-
13	3	0	2	1	D4	D4	1	0	-	-
14	3	1	1	1	D5	D4	0.0095	0.6878	T→qD4	C13
15	2	2	2	1	D6	D1	0.0272	0.7269	T→qD1	C3

<u>DIAGNÓSTICO MAIS ADEQUADO AO NOVO CASO:</u>		
Caso mais adequado ao Novo Caso	:	CASO 3
Diagnóstico encontrado	:	6
Ação de Controle Indicada (Dx)	:	D1
Grau de Certeza em Relação à Ação de Controle (Dx)	:	0.0272
Diagnóstico com maior grau de especialidade	:	T→qD1

11 Comparação dos Resultados do Programa "RBC- Para- Especialista" com "RBC Tradicional"

É feita uma comparação entre os resultados obtidos de uma Recuperação de Casos na determinação de Diagnósticos, usando o "RBC- Para - Especialista" com suporte da

LPA3v e um RBC Tradicional [10]. Na Tabela IV são apresentados os dados para determinação de diagnósticos e recuperação do caso mais adequado.

Fazendo uma análise comparativa entre os casos apresentados, primeiramente, observa-se que tanto para o "RBC- Para- Especialista" quanto para o "RBC Tradicional", os casos recuperados foram os mesmos, visto que o princípio do protótipo de recuperação é utilizar-se da técnica da similaridade entre caso novo e casos da memória sendo que o mesmo é aplicado às duas estruturas de decisão. Mas em relação aos diagnósticos há resultados que não correspondem entre si para determinados casos, o que era de se esperar, já que a determinação desses é baseada em princípios diferentes para cada estrutura. Para a estrutura RBC observa-se uma inconsistência de informações em quatro casos, mostrado na Tabela V:

Tabela IV. Base de dados para determinação de diagnóstico e recuperação de casos

CASO	a	b	c	d	RBC		RBC- Para- Especialista							
					Diag	Caso Recup	Diag	Diag-e2	Ação Controle	Diag Base	GC	GI	Caso Recup	
C1	2	1	1	1	D1	-	D1	-	D1	-	-	-	-	-
C2	2	1	1	0	D1	-	D1	-	D1	-	-	-	-	-
C3	2	2	1	1	D1	-	D1	-	D1	-	-	-	-	-
C4	1	1	1	0	D2	-	D2	-	D2	-	-	-	-	-
C5	1	1	1	1	D2	-	D2	-	D2	-	-	-	-	-
C6	2	1	1	2	D3	-	D3	-	D3	-	-	-	-	-
C7	2	2	1	2	D3	-	D3	-	D3	-	-	-	-	-
C8	3	2	1	2	D3	-	D3	-	D3	-	-	-	-	-
C9	3	2	2	2	D4	-	D4	-	D4	-	-	-	-	-
C10	3	3	2	2	D4	-	D4	-	D4	-	-	-	-	-
C11	3	3	2	1	D4	-	D4	-	D4	-	-	-	-	-
C12	3	2	2	1	D4	-	D4	-	D4	-	-	-	-	-
C13	3	0	2	1	D4	-	D4	-	D4	-	-	-	-	-
C14	3	1	1	1	D4	C13	D5	T→qD4	D4	D4	0.0095	0.6878	C13	
C15	2	2	2	1	D1	C3	D6	T→qD1	D1	D1	0.1272	0.7269	C3	
C16	1	3	2	1	D4	C11	D5	T→qD4	D4	D4	0.0676	0.5476	C11	

C17	1	3	1	0	D4	C16	D7	T→qD5	D5	D4	0.1648	0.5479	C16
C18	2	3	2	2	D4	C10	D5	T→qD4	D4	D4	0.0348	0.7627	C10
C19	1	1	2	2	D3	C6	D8	T→qD3	D3	D3	0.0203	0.4464	C6
C20	2	1	0	2	D3	C6	D8	T→qD3	D3	D3	0.1928	0.7046	C6
C21	3	1	0	1	D1	C14	D9	T	D5	D4	0.1516	0.7633	C14
C22	1	3	0	0	D4	C17	D10	T	D7	D4	0.1370	0.7700	C17
C23	2	3	1	1	D4	C17	D11	T→qD7	D7	D4	0.0371	0.7275	C17
C24	1	2	0	0	D2	C3	D6	T→qD1	D1	D1	0.0471	0.4614	C3
C25	3	3	0	0	D4	C11	D5	T→qD4	D4	D4	0.0935	0.6758	C11
C26	1	1	2	1	D2	C19	D12	T→qD8	D8	D3	0.0330	0.6403	C19
C27	2	1	1	0	D1	C2	D1	D1	D1	D1	1	0	C2
C28	1	1	1	2	D3	C6	D8	T→qD3	D3	D3	0.0398	0.7132	C6
C29	1	0	0	1	D2	C5	D13	T→qD2	D2	D2	0.0835	0.3307	C5
C30	3	0	0	1	D1	C21	D14	T	D9	D4	0.0406	0.8663	C21

Tabela V. Informações inconsistentes na determinação de diagnósticos para RBC

Caso	a	b	c	d	RBC			RBC- Para- Especialista						
					Diag Determ	Diag Caso Recup	Caso Recup	Diag Determ	Diag e2	Ação Controle	Diag Base	GC	GI	Caso Recup
C21	3	1	0	1	D1	D4	C14	D9	T	D5	D4	0.1516	0.7633	C14
C24	1	2	0	0	D2	D1	C3	D6	TqD	D1	D1	0.0471	0.4614	C3
C26	1	1	2	1	D2	D3	C19	D12	TqD	D8	D3	0.0330	0.6403	C19
C30	3	0	0	1	D1	D4	C21	D14	T	D9	D4	0.0406	0.8663	C21

Para estas quatro situações, na estrutura RBC, os casos recuperados não estão contidos no conjunto dos respectivos '*diagnósticos determinados*' e sim no conjunto dos '*diagnósticos do caso recuperado*', conforme colunas 6, 7 e 8 da tabela acima, de forma que ocorre uma inconsistência entre os casos recuperados e seus diagnósticos determinados. Enquanto que na estrutura RBC- Para- Especialista, isto é evitado devido ao suporte fornecido pela LPA3v, que indica como '*diagnóstico determinado*' aquele proveniente do caso recuperado, não permitindo haver nenhuma inconsistência de dados.

Nesta estrutura todos casos novos têm como '*diagnóstico determinado*' diagnósticos com novos índices, porém não significa que um novo diagnóstico está sendo indicado, mas uma

nova maneira de se relacionar com a 'ação de controle' da base de conhecimento, ou seja, uma relação de pertinência com os quatro diagnósticos D1, D2, D3 ou D4, através do 'Grau de Certeza' da LPA3v. A situação que apresenta um caso novo com 'diagnóstico determinado' como sendo um diagnóstico da base de conhecimento, significa que este é um caso próprio da base, por exemplo o caso C27 da Tabela IV, tem como caso novo o caso C2 da base de conhecimento.

Em relação ao 'diagnóstico e2' observa-se que o mesmo está descrevendo a opinião de um especialista em determinado assunto com um grau de especialidade maior do que outros dois especialistas consultados 'e1, e', sua opinião está se referindo sempre à 'ação de controle indicada' pelo programa 'Para- Especialista' e pode-se dizer que sua exigência em relação aos diagnósticos é mais apurada. Suas respostas são analisadas em regiões do QUPC (Quadrado Unitário do Plano Cartesiano), de tal forma que as possíveis regiões de ocorrência de um caso novo ser analisado, são mostradas na Figura XXV a seguir.

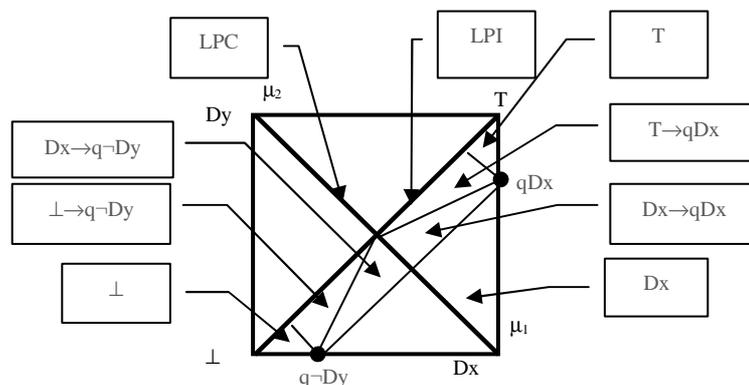


Figura XXV. Possíveis regiões no QUPC para respostas de e2

Devido à própria estrutura do 'RBC- Para- Especialista', na qual o valor do grau de crença sempre é maior ou igual ao grau de descrença, $\mu_1 \geq \mu_2$, exclui-se a possibilidade do caso novo se encontrar na região acima da Linha Perfeitamente Inconsistente - LPI. O que se observa da Tabela IV é que o GC - Grau de Certeza e GI - Grau de Incerteza sendo ambos

maior ou igual a 0, indica que $\mu_1 + \mu_2 \geq 1$ fazendo com que as possibilidades fiquem restritas à região acima da Linha Perfeitamente Consistente - LPC, ou seja, *T - Inconsistente*, *T→qDx - Inconsistente tendendo ao quase Diagnóstico x*, *Dx→qDx - Diagnóstico x tendendo ao quase Diagnóstico x* e *Dx - Diagnóstico x*. De acordo com a determinação do algoritmo 'Para- Especialista' [4] e [10], os resultados do comportamento do diagnóstico do especialista e2 nos casos novos podem ser mostrados na Tabela VI.

Tabela VI. Comportamento do diagnóstico de e2

	T→qDx	T	Dx	Dx→qDx	Total
Nº de Casos	13	3	1	0	17
Porcentagem	76%	18%	6%	0%	100%

A região predominante dos resultados foi '*T→qDx - Inconsistente tendendo ao quase Diagnóstico x*', em dezessete casos novos treze se encontraram nesta região, 76%, a região '*T*' com 18%, a região '*Dx*' com ocorrência de um caso e com nenhuma ocorrência a região '*Dx→qDx*'. A região '*T→qDx*' predomina sobre as outras devido as características das 'Variáveis de Controle', C1 e C3, e dos 'Graus de Certeza e Incerteza', GC e GI, conforme explicado em [4] e [10]. Da Tabela IV observa-se que o Grau de Certeza é sempre menor que o Grau de Incerteza, $GC < GI$, o que satisfaz o condição da determinação desta região. A região '*T*' ocorre quando o Grau de Incerteza for maior que a Variável de Controle C3, $GI \geq C3$, condição satisfeita para três casos conforme a Tabela IV. A região '*Dx*' ocorre quando o Grau de Certeza for maior que a Variável de Controle C1, $GC \geq C1$, condição satisfeita para um caso conforme a Tabela IV e pode-se observar também que neste caso o GC foi de valor máximo 1 e o GI foi de valor mínimo 0. A falta de ocorrência da região '*Dx→qDx*' se deve ao fato que não houve casos que apresentasse Grau de Certeza maior que Grau de Incerteza, $GC \geq GI$.

12 Conclusão

Este capítulo apresentou a extensão da Lógica Paraconsistente Anotada de Dois Valores – LPA2v para a Lógica Paraconsistente Anotada de Três Valores – LPA3v com a introdução do Cubo Unitário Analisador que foi construído a partir dos valores dos graus de crença e de descrença da LPA2v, determinando assim o valor de um terceiro grau, o *Grau de especialidade*.

O cubo unitário pode ser delimitado por regiões relacionadas com os três graus, resultando em *estados lógicos de saída* de um ponto qualquer. Trabalhando com estas regiões definiram-se as regiões de Diagnóstico, Paracompleta e Inconsistente, além das regiões tendenciosas que se localizam no interior do cubo unitário, sendo envolvidas pelas regiões externas citadas acima.

Observou-se que os quase-pontos notáveis se deslocam dos vértices da Linha Perfeitamente Consistente - LPC até aos vértices da Linha Perfeitamente Inconsistente - LPI. Desta forma as regiões de Diagnósticos Dx e Dy, partem de dois pontos (1,0,1) e (0,1,1), respectivamente, para um grau de especialidade máximo, $e = 1$, até chegar no máximo das regiões, para um grau de especialidade mínimo, $e = 0$, Neófito. Em relação às regiões Paracompleta e Inconsistente, o procedimento se torna o inverso, partindo das regiões máximas, com $e = 1$, para finalmente se encontrar nos pontos Paracompleto e Inconsistente, (0,0,0) e (1,1,0), respectivamente, com $e = 0$, ressaltando que para um especialista Neófito tudo lhe é permitido, portanto os estados paracompleto e inconsistente não são considerados, somente nesta situação.

A elaboração do algoritmo "Para-Especialista" permite obter opiniões de especialistas sobre um assunto específico, ou seja, permite obter graus diferentes de especialidade partindo do conhecimento dos graus de crença e de descrença em relação ao assunto. De forma poder decidir entre dois ou mais diagnósticos referente ao assunto em discussão. A

fim de permitir a inclusão de opiniões de especialistas em bases de conhecimentos já formada utiliza-se a LPA3v, de forma descrever os problemas nas condições mais reais.

Além disto, este capítulo propôs a junção das Lógicas Paraconsistente Anotadas de Três e Quatro Valores na determinação de diagnósticos de um Raciocínio Baseado em Casos, ou seja implementar o algoritmo "Para - Especialista" na estrutura do protótipo recuperador do RBC. Da comparação dos resultados obtidos, aplicando-se os métodos RBC Tradicional e RBC- Para- Especialista pode-se observar:

a) Os *casos recuperados* foram os mesmos para as duas técnicas, já que a técnica utilizada para tal, em ambas estruturas, foi da similaridade.

b) Em relação aos *diagnósticos determinados* ocorrem situações de inconsistências na estrutura do RBC Tradicional, enquanto que na estrutura do RBC- Para- Especialista isto é evitado devido ao suporte fornecido pela LPA3v.

c) Os *Novos Casos* têm como diagnóstico determinado, diagnósticos com novos índices indicando uma relação de pertinência com as ações de controle da base de conhecimento através do *Grau de Certeza da LPA3v*.

d) Em relação ao *diagnóstico e2*, dado por um especialista com maior conhecimento no assunto, suas respostas são analisadas em regiões do QUPC, que se restringem à região que situada acima da LPC - Linha Perfeitamente Consistente e abaixo da LPI - Linha Perfeitamente Inconsistente.

Pode-se concluir que a nova técnica apresentada satisfaz a proposta de se ter uma estrutura na tomada de decisões automática que possa tratar dados inconsistentes, dados quase inconsistentes e dados incertos, porém de forma a não trivializar a determinação dos diagnósticos, mas que dê respostas mais condizentes com a realidade. E um outro fator importante, é que com o suporte da LPA3v e da LPA4v o caso recuperado corresponde de

fato ao seu respectivo diagnóstico, garantindo assim a consistência entre caso versus diagnóstico.

13 Agradecimentos

Os autores gostariam de agradecer o apoio financeiro dos seguintes órgãos de fomento: CNPq, CAPES, FAPEMIG e ANEEL-P&D, que possibilitaram o desenvolvimento desta pesquisa.

Referências

1. Abe, J.M., *Fundamentos da Lógica Anotada*. Tese. Faculdade de Filosofia, Letras e Ciências Humanas, Universidade de São Paulo. São Paulo, Brasil, 98 pp, 1992.
2. Da Costa, N.C.A., Abe, J.M., Da Silva Filho, J.I., A.C. Murolo & C.F.S Leite, *Lógica Paraconsistente Aplicada*. São Paulo, Atlas, 1999.
3. Da Silva Filho, J.I., *Métodos de interpretação da Lógica Paraconsistente Anotada com anotação com dois valores LPA2v com construção de Algoritmo e implementação de Circuitos Eletrônicos*, Tese. EPUSP, São Paulo, 1999.
4. Martins, H.G., *A Lógica Paraconsistente Anotada de Quatro Valores – LPA4v aplicada em Sistema de Raciocínio Baseado em Casos para o Restabelecimento de Subestações Elétricas*, Tese. UNIFEI, 2003.
5. Martins, H.G., G. Lambert-Torres & L.F. Pontin, Extension from NPL2v to NPL3v, In: *Advances in Intelligent Systems and Robotics*, por G. Lambert-Torres, J.M. Abe, M.L. Mucheroni & P.E. Cruvinel, IOS Press, ISBN 1 58603 386-7, Vol. I, pp. 9-17, 2003.
6. Kolodner, J.L., *Case-Based Reasoning*, San Mateo, CA: Morgan Kaufmann Publishers, Inc., 1993.

7. Kolodner, J.L. & D.B. Leake, *A Tutorial introduction to case-based reasoning*, in *Case Based Reasoning: Experiences, Lessons, and Future Directions*, D. B. Leake, Ed. Menlo Park, CA: AAAI Press, 1996.
8. Gupta, K. M. & A.R. Montazemi, Empirical Evaluation of Retrieval in Case-Based Reasoning Systems Using Modified Cosine Matching Function, *IEEE Transactions on Systems, man and cybernetics - Part A: Systems and Humans*, vol. 27, nº 5, September, 1997.
9. Bariess, R. & J.A. King, Similarity assessment in case-based reasoning, *Proc. DARPA Workshop Case-Based Reasoning*, San Mateo, CA: Morgan Kaufmann, pp. 67- 71, 1989.
10. Martins, H.G. & G. Lambert-Torres, Retriever Prototype of a Case Based Reasoning: A Study Case, *Advances in Logic, Artificial Intelligence and Robotics – Frontiers in Artificial Intelligence and Applications*, LAPTEC 2002, Ed. Jair M. Abe e João I. da Silva Filho – *IOS Press*, pp. 1-8, 2002.
11. Sandness, G.D., A Parallel Learning System, CS 890 Class Paper, Carnegie - Mellon University, pp. 1-12, 1986.

Germano Lambert- Torres – Diretor de Pesquisa e Desenvolvimento da PS Soluções, desde 2010. Pesquisador-Associado e Membro do Conselho Técnico-Científico do Instituto Gnarus, desde 2012. Pesquisador 1B do CNPq. Professor Titular da Universidade Federal de Itajubá (UNIFEI), 1983-2012. Engenheiro Eletricista formado pela Escola Federal de Engenharia de Itajubá (EFEI) em 1982. Mestre em Engenharia Elétrica pela EFEI, em 1986. Doutor (Ph.D.) em Engenharia Elétrica pela École Polytechnique de Montreal, Canadá, em 1990. Bacharel em Ciências Econômicas pela Faculdade de

Ciências Econômicas do Sul de Minas, em 1981. Professor do Curso de Especialização em Sistemas Elétricos (CESE - ELETROBRÁS). Instrutor da FUPAI. Ministrou cursos no nível de Pós-Graduação na École Polytechnique de Montréal e na Concordia University, no Canadá. Pró-Diretor de Pesquisa e Pós-Graduação da UNIFEI, 2000-2004. Professor-Tutor do Programa Especial de Treinamento (PET/IEE/EFEI-CAPES), 1992-2005. Membro do Comitê de Assessoramento de Engenharias Elétrica e Biomédica e Microeletrônica (CA-EE) do CNPq, 2004-2007. Membro da Comissão do Exame Nacional do Curso de Engenharia Elétrica (Provão), 1998-2003. Membro do ISAP International Board. Vice-Presidente do Congress of Logic Applied to Technology (LAPTEC), 2003 e 2007. Presidente do The International Conference on Intelligent System Application to Power Systems (ISAP), 1999 e 2009. Presidente do 1º Congresso Brasileiro de Redes Neurais, 1994. É Diretor do CDL-Itajubá e Membro da Academia Itajubense de Letras.

Helga Gonzaga Martins - Possui graduação em Engenharia Mecânica pela Universidade Federal de Itajubá (1994), mestrado em Engenharia Mecânica pela Universidade Federal de Itajubá (1998) e doutorado em Engenharia Elétrica pela Universidade Federal de Itajubá (2003). Pós-doutorado (2006-2007) em Sistemas Inteligentes Inteligência Artificial, e pós-doutorado 2007-2008 em Lógica Paraconsistente Lógicas Não-Clássicas. Atuou em 2009-2011 como Pesquisadora Visitante da Agência Nacional do Petróleo ANP, gerenciando o grupo de pesquisa junto ao Programa de Recursos Humanos PRH16-UNIFEI. Tem experiência na área de Engenharia Elétrica, com ênfase em Inteligência Artificial, atuando principalmente nos seguintes temas: Lógica Paraconsistente, Lógica Não Clássica, Inteligência Artificial e Restabelecimento Automático de Subestações Elétricas. Tem experiência na área de Engenharia Mecânica, funcionamento e projeto de Máquinas de

Fluxo. Participou da gerência do grupo de pesquisa como o Grupo de Aplicação de Inteligência Artificial GAIA e do grupo do Programa de Recursos Humanos da ANP PRH16/UNIFEI, cujo objetivo é preparar o profissional para o setor energético e petrolífero brasileiro.

Série Emmy de robôs móveis autônomos

Cláudio Rodrigo Torres¹

¹Universidade Metodista de São Paulo, São Bernardo do Campo, São Paulo, Brasil

c.r.t@uol.com.br

Resumo. Este capítulo apresenta um Sistema de Navegação e Controle de Robôs Móveis Autônomos baseado na Lógica Paraconsistente Anotada Evidencial $E\tau$ através da utilização das Redes Neurais Artificiais Paraconsistentes. Esse sistema se divide em três módulos: Subsistema de Sensoriamento, Subsistema de Planejamento e Subsistema Mecânico. O funcionamento independente, mas, interligado, desses três módulos, constituem um robô móvel autônomo capaz de encontrar um ponto destino pré-determinado num ambiente não estruturado. Os resultados envolvendo os algoritmos nesses dois Subsistemas mostraram-se muito promissores, capacitando-os a serem empregados com êxito em sistemas de navegação móvel autônoma.

Palavras-chave: Lógica Paraconsistente Anotada, Redes Neurais Artificiais Paraconsistentes, Sistema de Controle, Sistema Inteligente, Robô Móvel Autônomo.

Abstract. This chapter presents a Navigation and Control System of an Autonomous Mobile Robot based on the Evidential Paraconsistent Annotated Logic $E\tau$ through the use of the Paraconsistent Artificial Neural Network. This system is divided in three modules: Sensing Subsystem, Planning Subsystem and Mechanical Subsystem. The independent but interconnected functioning of these three modules makes an autonomous mobile robot able to find a predetermined point in a non-structured environment. The results reached by these

algorithms seems to be promising, making the algorithms able to be used in autonomous mobile navigation systems.

Keywords: Paraconsistent Annotated Logic, Paraconsistent Artificial Neural Network, Control System, Intelligent System, Autonomous Mobile Robot.

1 Introdução

Um robô móvel autônomo deve ser capaz de se locomover num ambiente não estruturado sem colidir em obstáculos. O projeto de um robô com estas características é uma típica situação em que se deve lidar com contradições (inconsistências), incertezas ou paracomplezas. Os Sistemas Inteligentes tradicionais são usualmente baseados na lógica clássica ou em algumas de suas extensões. E, em certas situações, quando se defronta com incertezas, contradições (inconsistência) ou paracomplezas, muitas vezes algumas simplificações ou adaptações são necessárias para que o sistema continue funcionando, podendo torná-lo complexo ou, paradoxalmente, ineficiente.

Os três projetos propostos tem como base a Lógica Paraconsistente Anotada Evidencial $\mathcal{E}\tau$. A utilização deste tipo de lógica permite se lidar com sinais elétricos que expressam situações incertas, contraditórias ou paracompletas de forma não trivial.

Apresenta-se neste texto uma breve descrição do Robô Móvel Autônomo Emmy I, Robô Móvel Autônomo Emmy II e do Robô Móvel Autônomo Emmy III [19, 21].

O robô Emmy I é capaz de desviar de obstáculos num ambiente não estruturado e seu controle se baseia na Lógica Paraconsistente Anotada Evidencial $\mathcal{E}\tau$. O robô Emmy II possui, basicamente, as mesmas características que o robô Emmy I, mas sua estrutura mecânica é mais compacta e seu sistema de controle possui algumas diferenças em relação

ao robô Emmy I.

Já o robô Emmy III tem por objetivo encontrar um destino pré-definido num ambiente não-estruturado. O sistema de navegação e controle desse robô se baseia na utilização das Redes Neurais Artificiais Paraconsistentes (RNAP).

O robô móvel autônomo Emmy III ainda não construído fisicamente.

2 Robô Móvel Autônomo Emmy I

O robô móvel autônomo Emmy I [1, 8] foi construído em 1999 e consiste de uma plataforma móvel de alumínio de formato circular de 30 cm de diâmetro e 60 cm de altura. O robô foi projetado em módulos sobrepostos separados por função no sistema de controle, facilitando a visualização da ação de cada módulo no controle de movimentação do robô.

Na movimentação do robô Emmy I num ambiente não estruturado as informações sobre a existência ou não de obstáculo na sua trajetória são obtidas por intermédio do dispositivo denominado Parasônico. O Parasônico é capaz de captar obstáculos na trajetória transformando-os proporcionalmente as medidas de distância entre o robô e o obstáculo em sinais elétricos, na forma de uma tensão elétrica contínua que pode variar de 0 a 5 volts.

O Parasônico é basicamente composto por dois sensores de ultrassom tipo POLAROID 500 [53] e um Microcontrolador 8051. A função do Microcontrolador 8051 é fazer a sincronização entre as medições dos dois sensores de ultrassom e a transformação da grandeza distância em tensão elétrica.

O sistema de controle de navegação do robô é feito por um Controlador Lógico Paraconsistente - Paracontrol e que recebe e faz o tratamento dos sinais elétricos.

O Paracontrol recebe informações na forma de graus de evidência favorável e contrária, faz uma análise paraconsistente que resulta em sinais representativos de estados lógicos e graus de certeza e de incerteza. As duas formas de saída podem ser utilizadas no controle, dependendo do projeto. O Paracontrol ainda oferece alternativa de ajustes de controle

externamente através de potenciômetros.

Com a informação do estado resultante, o microcontrolador decide a ação a ser tomada pelo robô.

A Figura I mostra as partes principais do robô Emmy I.

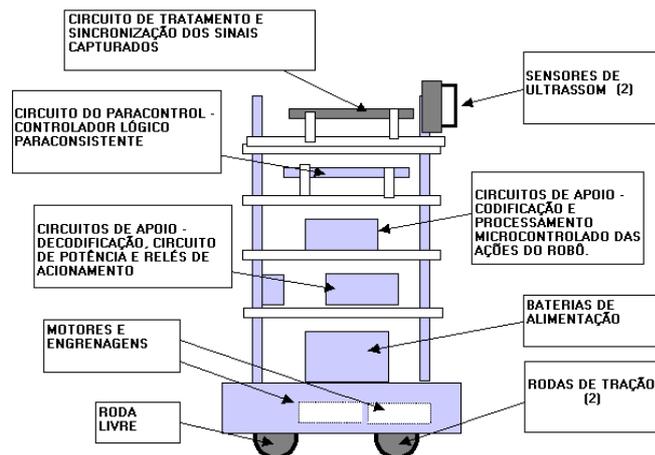


Figura I. Destaque das partes principais do robô Emmy

Nos trabalhos relacionados com controle clássico de robôs móveis autônomos descrevem-se técnicas tradicionais de planejamento e de navegação em roteiros conhecidos e desconhecidos. Muito dos resultados apresentam tempo computacional muito alto ou um sistema de controle muito complexo o que impossibilita a efetiva aplicação do controle. Porém, a maior dificuldade é o reconhecimento em situações reais de mudanças de ambiente, pois muitas indefinições e inconsistências aparecem nas análises dos sinais captados.

A Lógica Paraconsistente Anotada Evidencial $\epsilon\tau$ possibilita considerar incertezas, inconsistências e paracompletezas de um modo não-trivial e por isso, se mostra mais propícia no enquadramento de problemas ocasionados por situações como essas.

O robô Emmy I obteve bons resultados apesar das limitações técnicas como ausência de: múltiplas velocidades, diferentes tipos de sensores, acionamentos de braços mecânicos, sincronização de velocidade entre os motores, amortecedores, freios, etc. Os testes

efetuados demonstram que o Paracontrol pode ser aplicado para ajudar a solucionar problemas ligados a navegação de robôs e tratamento de sinais representativos de informações sobre o ambiente.

O sistema de controle utilizando o Paracontrol apresenta boa capacidade de modificar o comportamento do robô quando há modificações inesperadas das condições ambientais.

Pode-se ver na Figura II o aspecto físico do robô Emmy I.

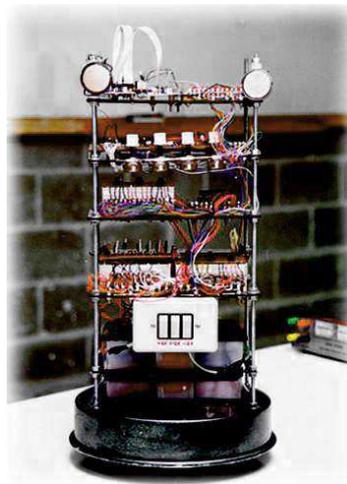


Figura II. Robô Emmy I

3 Robô Móvel Autônomo Emmy II

Investigando-se o controlador do robô Emmy I, chamado de Paracontrol, percebeu-se que o seu funcionamento poderia ser melhorado. Assim, surgiu o robô móvel autônomo Emmy II [9, 18] com objetivo de executar as mesmas funções que o robô Emmy I, mas, com um desempenho mais eficiente.

O robô móvel autônomo Emmy II possui as características mostradas na Figura III.

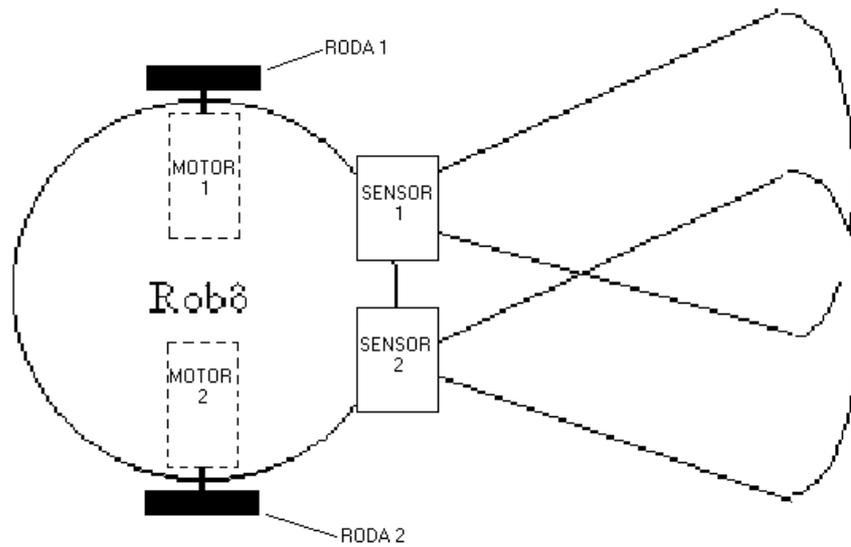


Figura III. Representação do robô Emmy II

O robô Emmy II constitui-se, basicamente, de dois sensores (S_1 e S_2) e dois motores (motor 1 e motor 2) com rodas presas a seus eixos. Esses elementos estão acoplados a uma plataforma circular de 25cm de diâmetro. Um microcontrolador é responsável por receber os sinais gerados pelos sensores de ultrassom, manipulando-os segundo o algoritmo Paranalizador, e acionar os motores.

Os movimentos possíveis neste robô são os seguintes:

1. Seguir em frente em linha reta. Os motores 1 e 2 são acionados para frente ao mesmo tempo com a mesma velocidade.
2. Ir para trás em linha reta. Os motores 1 e 2 são acionados para trás ao mesmo tempo com a mesma velocidade.
3. Girar para a direita. Apenas o motor 1 é acionado para frente com o motor 2 parado.
4. Girar para a esquerda. Apenas o motor 2 é acionado para frente com o motor 1 parado.
5. Girar para a direita. Apenas o motor 2 é acionado para trás com o motor 1 parado.
6. Girar para a esquerda. Apenas o motor 1 é acionado para trás com o motor 2 parado.

O sinal gerado pelo sensor S_1 considera-se como grau de evidência favorável e o sinal originado pelo sensor S_2 considera-se como grau de evidência contrária da proposição “A frente do robô está livre”. Quando existe um obstáculo próximo ao sensor S_1 o grau de evidência favorável é baixo e quando o obstáculo está distante do sensor S_1 o grau de evidência favorável é alto. Por outro lado, quando existe um obstáculo próximo ao sensor S_2 o grau de evidência contrária é alto e quando o obstáculo está distante do sensor S_2 o grau de evidência contrária é baixo.

O robô decide qual movimento escolher baseado nos valores do grau de evidência favorável, no grau de evidência contrária e no sistema de controle proposto de acordo com o reticulado com os respectivos estados lógicos extremos e não-extremos da Figura IV.

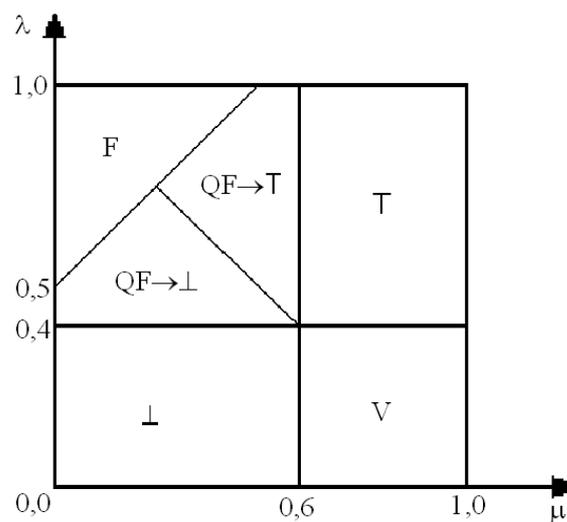


Figura IV. Reticulado com os estados lógicos utilizado pelo robô Emmy II

A verificação dos valores do grau de evidência favorável e do grau de evidência contrária, tomada de decisão e movimentação dos motores é feita de forma sequencial. Tal sequência de ações é quase imperceptível ao se observar o robô movimentando-se.

Para cada estado, a respectiva decisão é a seguinte:

- Estado V: Ir para frente. Os motores 1 e 2 são acionados para frente¹ ao mesmo tempo.
- Estado F: Ir para trás. Os motores 1 e 2 são acionados para trás ao mesmo tempo.
- Estado \perp : Girar para a direita. Apenas o motor 1 é acionado para frente. Permanecendo o motor 2 parado.
- Estado T: Girar para a esquerda. Apenas o motor 2 é acionado para frente. Permanecendo o motor 1 parado.
- Estado $QF \rightarrow \perp$: Girar para a direita. Apenas o motor 2 é acionado para trás. Permanecendo o motor 1 parado.
- Estado $QF \rightarrow T$: Girar para a esquerda. Apenas o motor 1 é acionado para trás. Permanecendo o motor 2 parado.

As justificativas para as escolhas são as seguintes:

- Quando o estado for Verdadeiro (V), significa que a frente do robô está livre.

Assim, o robô pode seguir em frente.

- Na Inconsistência (T), μ e λ assumem valores altos (i.e., pertencentes à região T). Isto significa que S_1 está distante de um obstáculo e S_2 está próximo de um obstáculo, sendo que o lado esquerdo está mais livre que o direito. Assim, a ação recomendada é girar para a esquerda. Aciona-se apenas o motor 2 para frente e mantendo o motor 1 parado.
- Quando for detectado o estado de Paracompleteza (\perp), μ e λ assumem valores baixos. Isto significa que S_1 está próximo de um obstáculo e S_2 está distante de um obstáculo, sendo que o lado direito está mais livre que o esquerdo. Portanto, a decisão deve ser

¹ Significa obviamente que as respectivas rodas giram fazendo com que o robô se movimente para frente. Este e outros abusos de linguagem são cometidos ao longo do trabalho.

girar para a direita. Aciona-se apenas o motor 1 para frente e mantendo o motor 2 parado.

- No estado de Falsidade (F), a frente do robô está obstruída por um o obstáculo muito próximo do robô. Portanto, a decisão é recuar.
- No estado Quase-falso tendendo ao Inconsistente ($QF \rightarrow T$), a frente do robô continua obstruída, com as seguintes características: o obstáculo não está tão próximo como na Falsidade e o lado esquerdo está um pouco mais livre do que o direito. A decisão é girar para a esquerda acionando-se apenas o motor 1 para trás e mantendo-se o motor 2 parado.
- No estado Quase-falso tendendo ao Paracompleto ($QF \rightarrow \perp$), a frente do robô continua obstruída, do seguinte modo: o obstáculo não está tão próximo como na falsidade e o lado direito está um pouco mais livre do que o esquerdo. A decisão é girar para a direita, acionando-se apenas o motor 2 para trás e mantendo-se o motor 1 parado.

A plataforma utilizada para a montagem do robô Emmy II possui aproximadamente 25 cm de diâmetro e 23 cm de altura. Os componentes principais do robô Emmy II são um microcontrolador da família 8051, dois sensores de ultrassom e dois motores de corrente contínua.

Os sensores de ultrassom são responsáveis pela verificação de obstáculos à frente do robô. Os sinais gerados pelos sensores são enviados para o microcontrolador. Os valores do grau de evidência favorável (μ) e do grau de evidência contrária (λ) na proposição “A frente do robô está livre” são determinados pelo microcontrolador com base nos sinais recebidos dos sensores de ultrassom. O microcontrolador também determina o movimento a ser executado pelo robô, ou seja, qual motor deve ser acionado, com base na decisão proveniente do Paracontrol.

A Figura V mostra o diagrama em blocos simplificado do robô móvel autônomo Emmy II.

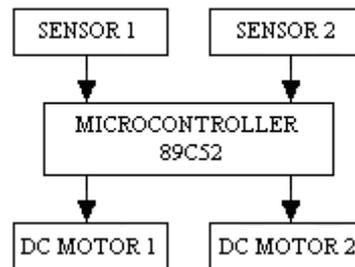


Figura V. Diagrama em blocos simplificado do robô Emmy II

O circuito eletrônico do robô Emmy II se divide em quatro partes:

- Circuito de alimentação.
- Circuito dos sensores.
- Circuito de controle.
- Circuito de atuação.

A Figura VI mostra a vista frontal do robô Emmy II, a Figura VII mostra os dois sensores ultrassônicos S_1 e S_2 e a Figura 8 mostra os motores do robô.

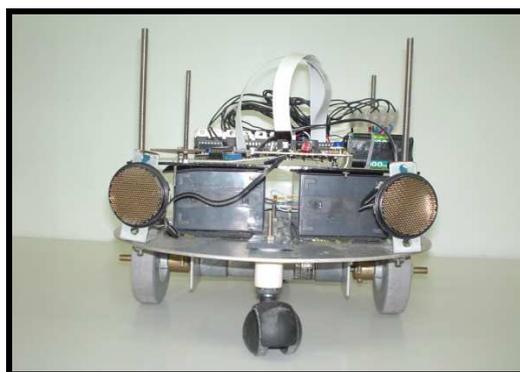


Figura VI. Vista frontal do robô Emmy II

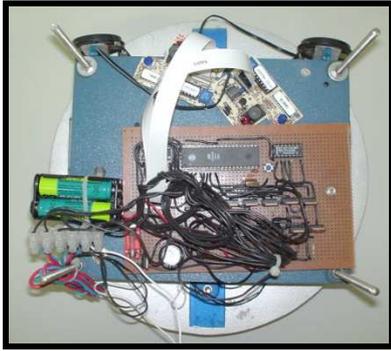


Figura VII. Vista superior do robô Emmy II

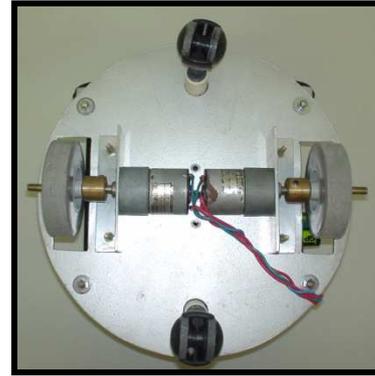


Figura VIII. Vista inferior do robô Emmy II

O robô Emmy II teve um desempenho satisfatório nos testes realizados. Ele conseguiu desviar da maioria dos obstáculos existentes no ambiente de teste.

4 Robô Móvel Autônomo Emmy III

Tanto o robô Emmy I quanto o robô Emmy II são capazes de desviar de obstáculos num ambiente não estruturado. Mas, são incapazes de encontrar um destino pré-determinado e se localizarem. O sistema de navegação e controle apresentado neste texto é uma tentativa de se construir um terceiro robô agora capaz de encontrar um destino num ambiente não estruturado de forma autônoma. Esse robô seria chamado Emmy III. O Sistema de Navegação e Controle do Robô Emmy III divide-se em três partes: Subsistema Mecânico, Subsistema de Planejamento e Subsistema de Sensoriamento.

Chama-se de Subsistema Mecânico a estrutura física do robô. Essa estrutura deve ser capaz de carregar todos os sensores e dispositivos de controle que compõe o Sistema de navegação e Controle. O Subsistema Mecânico deve ser capaz de fornecer as informações necessárias para que o Sistema de Navegação e Controle funcione adequadamente, além de executar os movimentos determinados pelo Subsistema de Planejamento.

O Subsistema de Planejamento é responsável por gerar a sequência de ações que a estrutura mecânica deve realizar para sair de uma posição origem e alcançar uma posição destino. Neste trabalho considera-se que o Subsistema de Planejamento mapeia o ambiente

em torno do robô, dividindo-o em coordenadas. Assim, no Sistema de Navegação e Controle o Subsistema de Sensoriamento é responsável por informar o Sistema de Planejamento quais coordenadas estão obstruídas.

O Subsistema de Planejamento solicita uma série de ações ao Subsistema Mecânico de tal forma que a plataforma mecânica seja capaz de deixar a coordenada onde se encontra e passando, por diversas outras coordenadas, alcance a coordenada destino.

Nessas ações o Subsistema de Sensoriamento deve manipular dados oriundos dos mais diversos tipos de sensores que monitoram o ambiente em torno do robô. Esses dados, muitas vezes, são imprecisos e/ou contraditórios, devendo receber um tratamento adequado em tempo real. Em diversos trabalhos como em [22, 31] a Lógica Paraconsistente Evidencial $E\tau$ e as Redes Neurais Artificiais Paraconsistentes se mostram uma boa ferramenta para lidar com incertezas, contradições (inconsistência) ou paracomplezas. Por isso, neste trabalho elas são utilizadas para compor o Subsistema de Sensoriamento e o Subsistema de Planejamento.

A Figura IX mostra a estrutura do sistema de controle e navegação proposto.

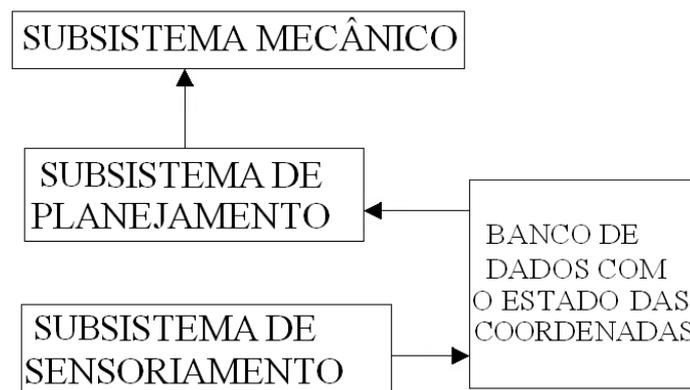


Figura IX. Estrutura do sistema de controle e navegação proposto

Observa-se que o esquema geral do Sistema de Navegação e Controle utiliza o Subsistema de Sensoriamento para alimentar um banco de dados com as informações sobre as

condições do ambiente em torno do robô. Para cada coordenada, o banco de dados armazena informações sobre o seu estado, informando se a mesma está ocupada ou não. Por sua vez, o Subsistema de Planejamento, antes de gerar a sequência de ações que o Subsistema Mecânico deve executar para alcançar a posição destino, consulta o banco de dados. Assim, ele é capaz de gerar e informar ao Sistema de Navegação e Controle uma trajetória que desvia dos obstáculos existentes no ambiente em torno do robô.

Alguns protótipos do robô Emmy III já foram construídos [54, 56].

Conforme descrito anteriormente, o objetivo deste trabalho é apresentar um sistema de navegação e controle de um robô móvel autônomo, e para isso, dividiu-se esse sistema em três módulos: Subsistema de Sensoriamento, Subsistema Planejamento e o Subsistema Mecânico.

O Subsistema de Sensoriamento considera o ambiente mapeado dividido em células e está inicialmente preparado para receber informações de sensores de ultrassom. Mas, com algumas alterações em sua configuração, o Subsistema de Sensoriamento pode receber informações de outros tipos de sensores.

As informações advindas dos sensores são tratadas por uma Rede Neural Artificial Paraconsistente que possui como saída o Grau de Evidência Favorável da proposição “existe obstáculo na célula” para cada célula analisada. Essas informações são armazenadas num banco de dados.

O Subsistema de Planejamento é responsável por gerar a sequência de movimentos para que o robô móvel se desloque até uma posição destino. Existem oito tipos diferentes de movimentos que esse sistema pode gerar. Cada movimento corresponde a um número, assim, a saída desse sistema é uma sequência numérica, sendo que cada número corresponde a um movimento diferente. A plataforma mecânica que compõe o robô,

também chamada de Subsistema Mecânico, deve ser capaz de interpretar esses números e executar os movimentos correspondentes.

O Subsistema Mecânico apesar de não ter sido implementado ainda, tem como base os trabalhos anteriores, onde foram construídas as plataformas Emmy I e Emmy II.

Referências

1. Da Silva Filho, J.I., *Métodos de interpretação da Lógica Paraconsistente Anotada com anotação com dois valores LPA2v com construção de Algoritmo e implementação de Circuitos Eletrônicos*, Tese. EPUSP, São Paulo, 1999
2. Da Silva Filho, J.I. & J.M. Abe, Para-Fuzzy Logic Controller – Part I: A New Method of Hybrid Control Indicated for Treatment of Inconsistencies Designed with the Junction of the Paraconsistent Logic and Fuzzy Logic. In: *International Icsc Congress on Computational Intelligence Methods and Applications - CIMA'99*. 1999. Rochester Institute of Technology, RIT, Rochester, N.Y., USA.
3. Da Silva Filho, J.I. & J.M. Abe, Para-Fuzzy Logic Controller – Part II: A Hybrid Logical Controller Indicated for Treatment of Fuzziness and Inconsistencies. In: *International Icsc Congress on Computational Intelligence Methods and Applications - CIMA'99*. 1999b. Rochester Institute of Technology, RIT, Rochester, N.Y., USA.
4. Da Silva Filho, J.I. & J.M. Abe, Para-Analyser and Inconsistencies in Control Systems. In: *Iasted International Conference on Artificial Intelligence And Soft Computing (ASC'99)*. Honolulu, Hawaii, USA, ago. 9-12, 78-85, 1999c.
5. Da Silva Filho, J.I. & J.M.Abe, Emmy: a paraconsistent autonomous mobile robot, in Logic, Artificial Intelligence, and Robotics. In: 2ND Congress of Logic Applied To Technology – Laptec'2001. In: Abe, J.M.; Da Silva Filho, J.I. [edts.] *Frontiers in Artificial Intelligence and Its Applications*. Amsterdam/Tokyo: IOS Press/Ohmsha, v. 71, 53-61, 287, 2001.

6. Da Silva Filho, J.I. & J.M. Abe, Paraconsistent electronic circuits. *International Journal of Computing Anticipatory Systems*, v. 9, 337-345, 2001.
7. Da Silva Filho, J.I. & J.M. Abe, Para-Control: An Analyser Circuit Based On Algorithm For Treatment of Inconsistencies. In: World Multiconference on Systemics, Cybernetics And Informatics, Isas. Sci 2001, Vol. Xvi, *Cybernetics and Informatics: Concepts and Applications* (Part I), Orlando, Florida, USA, 199-203, 2001.
8. Silva Filho, J.I., C.R. Torres & J.M. Abe, Robô Móvel Autônomo Emmy: Uma Aplicação Eficiente da Lógica Paraconsistente Anotada, Seleção Documental, ISSN 1809-0648, Número 3, Editora ParaLogike, Santos – São Paulo, 19-26, Julho-Setembro/2006.
9. Torres, C.R., *Sistema Inteligente Paraconsistente para Controle de Robôs Móveis Autônomos*. Dissertação. Universidade Federal de Itajubá, Itajubá, 85 pp., 2004.
10. Torres, C.R., J.M. Abe & G. Lambert-Torres, Sistema Inteligente para Controle de Robôs Móveis Autônomos. *I Workshop Universidade–Empresa Em Automação, Energia E Materiais*. Taubaté, São Paulo, 2004.
11. Torres, C.R., J.M. Abe & G. Lambert-Torres, Robô Móvel Emmy II. Coleção Documentos, *Série Lógica e Teoria da Ciência*, IEA-USP, n. 58, 1-14, 2005.
12. Torres, C.R., J.M. Abe & G. Lambert-Torres, Sistema Inteligente para Controle de Robôs Móveis Autônomos, Coleção Documentos, *Série Lógica e Teoria da Ciência*, IEA-USP, ISSN 16799429, Número 58, pág. 15-28, 2005b.
13. Torres, C.R., J.M. Abe & G. Lambert-Torres, Robô Móvel Autônomo Emmy II, *Seleção Documental*, n. 4, ed. ParaLogike, Santos, São Paulo, 5-10, out./dez. de 2006.
14. Torres, C.R., Lambert-Torres, G., L.E.B. da SILVA & J.M. ABE, Intelligent System of Paraconsistent Logic to Control Autonomous Moving Robots. In: *32nd Annual Conference of The Ieee Industrial Electronics Society*. Paris: IEEE Press, 2006.

15. Abe, J.M., Torres, C.R., Lambert-Torres, G., K. Nakamatsu & M. Kondo, Intelligent Paraconsistent Logic Controller and Autonomous Mobile Robot Emmy II. *Lecture Notes in Computer Science*, v. 4252, 851-857, 2006.
16. Abe, J.M., Torres, C.R., Lambert-Torres, G., K. Nakamatsu & M. Kondo, Intelligent Paraconsistent Logic Controller and Autonomous Mobile Robot Emmy II. In: *10th International Conference on Knowledge-Based, Intelligent Information & Engineering Systems*, KES2006, 2006, Bournemouth. Proceedings of the 10th International Conference on Knowledge-Based, Intelligent Information & Engineering Systems. Bournemouth - UK : KES Pub., 2006.
17. Torres, C.R., J.M. Abe & G. Lambert-Torres, Sistema Inteligente Paraconsistente para Controle de Robôs Móveis Autônomos. *Seleção Documental*, ISSN 1809-0648, Número 7, Editora ParaLogike, Santos – São Paulo, 13-18, Julho-Setembro/2007.
18. Torres, C.R. & M.R. Bombacini, Robô Autônomo com Sistema de Controle microprocessado e Fundamentado em Lógica Paraconsistente. *Seleção Documental*, n. 5, ed. ParaLogike, Santos, São Paulo, 14-18, jan./mar. de 2007.
19. Abe, J.M., Lambert-Torres, G., Da Silva Filho, J.I., C.R. Torres & H.G. Martins, Paraconsistent Autonomous Mobile Robot Emmy III. In: *6th Congress of Logic Applied To Technology – LAPTEC'2007. Proceedings of the VI Congress of Logic Applied to Technology*. Santos, São Paulo, 2007.
20. Torres, C.R., Abe, J.M., Lambert-Torres, G., J.I. Da Silva Filho & H.G. Martins, Autonomous Mobile Robot Emmy III. In: Nakamatsu, K., Phillips-Wren, G., Jain, L.C., Howlett, R. J.[Orgs.]. *New Advances in Intelligent Decision Technologies*, 1ª ed. Helderberg: Springer-Verlag, v. 199, 317-327, 2009.
21. Abe, J.M., Torres, C.R., Lambert-Torres, G., Da Silva Filho, J.I. & H.G. Martins, Paraconsistent Autonomous Mobile Robot Emmy III. In: Torres, G.L.; J.M. Abe; J.I.

- Da Silva Filho; H.G. Martins. [Orgs.]. *Advances in Technological Applications of Logic and Intelligent Systems*. 1 ed. Amsterdam: IOS Press, v. 186, 236-258, 2009.
22. Almeida Prado, J.P., J.M. Abe & A. Scalzitti, Modeling the Behavior of Paraconsistent Robots. In: *Advances in Logic Based Intelligent Systems*. In: *5th Congress of Logic Applied To Technology – LAPTEC’2005*. In: K. Nakamatsu & J.M. Abe, *Frontiers in Artificial Intelligence and Applications*, IOS Press, Amsterdam, v. 132, 120-126, 289, 2005.
23. Ávila, B.C., *Uma Abordagem Paraconsistente Baseada em Lógica Evidencial para Tratar Exceções em Sistemas de Frames com Múltipla Herança*. Tese. Universidade de São Paulo, São Paulo, 133, 1996.
24. Ávila, B.C., Abe, J.M. & J.P.A. Prado, ParaLog-e: A Paraconsistent Evidential Logic Programming Language. In: *XVII International Conference of The Chilean Computer Science Society*. In: IEEE Computer Society Press, Valparaíso, Chile, 2-8, 1997.
25. Ferrara, L.F.P., *Redes neurais artificiais aplicada em um reconhecedor de caracteres*. Dissertação. Universidade Federal de Uberlândia - UFU, Uberlândia, MG, 2003.
26. Mario, M.C., *Proposta de aplicação das redes neurais artificiais paraconsistentes como classificador de sinais utilizando aproximação funcional*. Dissertação. Universidade Federal de Uberlândia - UFU, Uberlândia, MG, 2003.
27. Mario, M.C., *Modelo de Análises de Variáveis Craniométricas através das Redes de Neurais Artificiais Paraconsistentes*. Tese. Faculdade de Medicina da Universidade de São Paulo – FMUSP, São Paulo, 2006.
28. Mario, M.C., Sistema Classificador de Sinais Projetado com Redes Neurais Artificiais Paraconsistentes. *Revista Seleção Documental*, Ed. Paralogike Santos, São Paulo, v2 n.7, 17-27, jul./set. de 2007.

29. Martins, H.G., *A Lógica Paraconsistente Anotada de Quatro Valores – LPA4v aplicada em Sistema de Raciocínio Baseado em Casos para o Restabelecimento de Subestações Elétricas*, Tese. UNIFEI, 2003.
30. Prado, J.P.A., *Uma Arquitetura em Inteligência Artificial Baseada em Lógica Paraconsistente*, Tese. Universidade de São Paulo, São Paulo, 1996.
31. Rosa e Silva, S., *Aplicação da Lógica Paraconsistente Anotada no método de campos potenciais para navegação de robôs*. Dissertação. Engenharia de Produção da Universidade Paulista, São Paulo, 2005.
32. Subrahmanian, V.S., On the Semantics of Quantitative Logic Programs, In: 4th *IEEE Symposium on Logic Programming*, Computer Society Press. Washington D.C., 173-182, 1987.
33. Abe, J.M., *Fundamentos da Lógica Anotada*. Tese. Faculdade de Filosofia, Letras e Ciências Humanas, Universidade de São Paulo. São Paulo, Brasil, 98 pp, 1992.
34. Abe, J.M., Some Aspects of Paraconsistent Systems and Applications. *Logique et Analyse*, v. 157, 83-96, 1997.
35. Abe, J.M., Annotated logics $Q\tau$ and model theory, in Logic, Artificial Intelligence, and Robotics. In: 2ND Congress of Logic Applied To Technology – LAPTEC’2001. In: Abe, J.M.; Da Silva Filho, J. I. [eds.] *Frontiers in Artificial Intelligence and Its Applications*. Amsterdam/Tokyo: IOS Press/Ohmsa, v. 71, 1-12, 287, 2001.
36. Abe, J.M. & S. Akama, A Logical System for Reasoning with Fuzziness and Inconsistencies. In: *Iasted International Conference on Artificial Intelligence And Soft Computing (ASC’99)*. Honolulu, Hawaii, USA, 221-225, 1999.
37. Abe, J.M., B.C. Ávila & K. Nakamatsu, Paraconsistent Annotated Logic Programming – Paralog. *International Journal of Computing Anticipatory Systems*, v. 6, 51-65, 1999.

38. Abe, J.M. & J.I. Da Silva Filho, Inconsistency and Electronic Circuits. In: International Ics Symposium on Engineering of Intelligent Systems (EIS'98). v 3. ALPAYDIN, E. [ed.]. *Artificial Intelligence*, ICSC Academic Press International Computer Science Conventions, Canada/Switzerland, 191-197, 1998.
39. Akama, S. & J.M. ABE, Fuzzy annotated logics. In: *8th International Conference On Information Processing And Management Of Uncertainty In Knowledge Based Systems*, IPMU'2000. Universidad Politécnica de Madrid (Spain), jul. 3-7, 2000, Madri, Espanha, v. 1, 504-508, 2000.
40. Da Costa, N.C.A.; J.M. Abe & V.S. Subrahmanian, Remarks on Annotated Logic. *Zeitschrift fur Mathematische Logik und Grundlagen der Mathematik*, v. 37, 561-570, 1991.
41. Da Costa, N.C.A., Abe, J.M., Da Silva Filho, J.I., A.C. Murolo & C.F.S Leite, *Lógica Paraconsistente Aplicada*. São Paulo, Atlas, 1999
42. Da Costa, N.C.A., Prado, J.P.A., Abe, J.M., B.C. Ávila & M. Rillo, Paralog: Um Prolog Paraconsistente Baseado Em Lógica Anotada. Coleção Documentos Série *Lógica e Teoria da Ciência*, col. Documentos, IEA - USP, São Paulo, n.18, 1-28, 1995.
43. Da Silva Filho, J. I., *Implementação de Circuitos Lógicos Fundamentados em Uma Classe de Lógicas Paraconsistentes Anotada*. Dissertação. Escola Politécnica da Universidade de São Paulo, São Paulo, 131pp, 1997.
44. Nakamatsu, K.; J.M. Abe & A. Suzuki, *Defeasible Reasoning Between Conflicting Agents Based on Valpsn*. *American Association For Artificial Intelligence - AAAI'99*, AAAI Press – American Association for Artificial Intelligence, Menlo Park, California, USA, 20-27, 1999.
45. Nakamatsu, K.; J.M. Abe & A. Suzuki, Annotated Semantics for Defeasible Deontic Reasoning, *Rough Sets and Current Trends in Computing*, The Second International

- Conference On Rough Sets And Current Trends In Computing - RSCTC'2000. Banff, Canada, Lecture Notes in *Artificial Intelligence series*, LNAI 2005, Springer-Verlag, 470-478, 2000.
46. Scalzitti, A., J.I. Da Silva Filho & J.M. Abe, A Formalization for Signal Analysis of Information in Annotated Paraconsistent Logics. In: 2ND Congress of Logic Applied to Technology – LAPTEC'2001. *Frontiers in Artificial Intelligence and Applications*, IOS Press, Amsterdam, v. 71, 215-223, 286, 2001.
47. Sylvan, R. & J.M. Abe, On general annotated logics, with an introduction to full accounting logics. *Bulletin of Symbolic Logic*, n. 2, 118-119, 1996.
48. Da Silva Filho, J.I. & J.M. Abe, *Fundamentos das Redes Neurais Paraconsistentes: Destacando Aplicações em Neurocomputação*. São Paulo, Arte & Ciência, 2001.
49. Da Silva Filho, J.I.; J.M. Abe & G. Lambert-Torres, *Inteligência Artificial com Redes de Análises Paraconsistentes: Teoria e Aplicação*. Rio de Janeiro, LTC, 2008.
50. Abe, J.M. & J.I. Da Silva Filho, A Para-Analyser Method to Increase Robot Availability Through Maintenance. In: *International Conference on Industrial Logistic 2001*. 9-12 July 2001, Okinawa, Japan, 327-337, 2001.
51. Abe, J.M. & J.I. Da Silva Filho, Simulating Inconsistencies in a Paraconsistent Logic Controller. In: Fifth International Conference On Computing Anticipatory Systems, CASYS'2001. CHAOS, Centre for Hyperincursion and Anticipation in Ordered Systems CHAOS asbl, Institut de Mathématique, Université de Liège, Liège, Belgium, 2001.
52. Abe, J.M. & J.I. Da Silva Filho, Manipulating Conflicts and Uncertainties in Robotics, *Journal of Multiple-Valued Logic and Soft Computing*, Philadelphia, USA, Old City Publishing, v. 9, n. 2, 147-169, 2003.
53. Polaroid, *Manual do sensor de ultrassom com sistema Polaroid 500*, 1996.

54. Desiderato, J.M.G. & E.N. De Oliveira, *Primeiro Protótipo do Robô Móvel Autônomo Emmy III*. Monografia (Trabalho de Conclusão de Curso). Universidade Metodista de São Paulo, São Bernardo do Campo, SP, 2006.
55. Maran, L.H.C., Riba, P.A., R.G. Collett & R.R. De Souza, *Mapeamento de um ambiente não estruturado para orientação de um robô móvel autônomo utilizando redes neurais paraconsistente*. Monografia (Trabalho de Conclusão de Curso). Universidade Metodista de São Paulo, São Bernardo do Campo, 2006.
56. Leal, B.R., D.M. Da Silva & D.B.Vieira, *Segundo Protótipo do Robô Móvel Autônomo Emmy III*. Monografia (Trabalho de Conclusão de Curso). Universidade Metodista de São Paulo, São Bernardo do Campo, SP, 2009.

Cláudio Rodrigo Torres - Doutorado (2010) e Mestrado (2004) em Engenharia Elétrica pela Universidade Federal de Itajubá. Graduação em Engenharia Elétrica pela Universidade Santa Cecília (2000). Membro do Grupo de Lógica Paraconsistente Aplicada – GLPA e do Grupo Interdisciplinar de Gestão de Cidades. Atualmente é professor da Faculdade de Exatas e Tecnologia da Universidade Metodista de São Paulo.

**Análise cefalométrica para auxílio ao diagnóstico ortodôntico utilizando as Redes
Neurais Artificiais Paraconsistentes**

Mauricio Conceição Mario¹, Jair Minoro Abe², Neli R. S. Ortega³, Marinho Del Santo Jr.⁴

¹ Universidade Santa Cecília - Núcleo de Pesquisa em Eletrônica, Santos, São Paulo, Brasil

cmario@unisanta.br

² Instituto de Estudos Avançados - Universidade de São Paulo, São Paulo, Brasil

Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção - UNIP

jairabe@uol.com.br

³ Faculdade de Medicina - Universidade de São Paulo - Departamento de Informática

Médica, São Paulo, Brasil

neli@dim.fm.usp.br

⁴ Faculdade de Medicina da Universidade Federal de São Paulo, São Paulo, Brasil

marinho@delsanto.com.br

Resumo. Neste trabalho é apresentado um sistema capaz de sugerir diagnóstico e propor tratamento para maloclusão a partir da análise de variáveis craniométricas, utilizando os conceitos da Lógica Paraconsistente Anotada - LPA [1]. Em ortodontia, a classificação angular é usada para quantificar a maloclusão além dos limites dentais originais, embora esta classificação nem sempre represente uma melhor interpretação do complexo craniofacial. Quando são assessados registros de um indivíduo que apresenta uma maloclusão dental ou esquelética, não se pode classificá-lo rigidamente como pertencente a um grupo de maloclusão Classe II ou III. Deve ser considerado que a maloclusão, se dental ou esquelética, tem uma faixa estreita para separar o que é considerado normal do anormal [13]. O uso de técnicas de Inteligência Artificial através da LPA para interpretar estes

casos, pode colaborar no aspecto de rapidez e eficácia do diagnóstico em ortodontia. A LPA é uma classe de Lógica Não Clássica que permite manipular sinais contraditórios sem trivialização. Neste trabalho, as Células Neurais Artificiais Paraconsistentes - CNAP [7], construídas com algoritmos baseados na LPA, serão devidamente agrupadas em estruturas denominadas Redes Neurais Artificiais Paraconsistentes – RNAP [7], de modo que possam tratar as informações originadas pelas variáveis craniométricas. As variáveis craniométricas são tratadas em blocos da RNAP que classificam a maloclusão em ântero posterior e vertical, e um bloco adicional da RNAP é utilizado para avaliar as alterações dentárias.

Palavras-chave: Variáveis craniométricas, Lógica Paraconsistente Anotada, Diagnóstico, maloclusão, Redes Neurais.

Abstract. In this work, we present a system that can suggest the diagnosis and propose treatment for malocclusion from the analysis of craniometric variables, using the concepts of the Paraconsistent Annotated Logic (PAL). In orthodontics, the angular classification is used to quantify the dental malocclusion beyond the original limits, although this classification does not always represent a better interpretation of the craniofacial complex. When the dental records of an individual who has a dental or skeletal malocclusion are accessed, it is not possible to classify it as strictly belonging to a malocclusion group of Class II or III. It must be considered that the malocclusion, whether dental or skeletal, has a narrow range to separate what is considered normal from abnormal. The use of Artificial Intelligence techniques through the PAL to interpret these cases is able to collaborate in the aspect of speed and effectiveness of orthodontic diagnosis. The LPA is a class of Non Classical Logic which allows manipulating contradictory signals without trivialization. In this work, the Paraconsistent Artificial Neural Cells - PANCel, built with algorithms based

on the PAL will be properly grouped into structures called Paraconsistent Artificial Neural Networks - PANNet, so that they can process information arising from craniometric variables. The craniometric variables are treated in blocks of PANNet to classify malocclusion in anteroposterior and vertical dimensions, and an additional block of PANNet is used to evaluate the dental changes.

Keywords: Craniometric variables, Paraconsistent Annotated Logic, Diagnosis, malocclusion, Neural Networks.

1 Introdução

As Variáveis Craniométricas: Por volta de 1930, iniciaram-se estudos na Universidade de Michigan pelos professores Dean Williard Olson e Byron O. Hughes sobre crescimento longitudinal em um grupo de crianças em um período de 12 anos (faixa dos 3 aos 18 anos aproximadamente), onde eram coletados dados relativos ao aspecto dental, radiografia lateral da mandíbula e radiografia do plano oclusal. Este processo foi descontinuado por volta de 1953. Em 1966, os professores Donald H. Enlow e Robert Moyers do National Institutes of Health iniciaram então extenso programa com o propósito de estudos multidisciplinares sobre o crescimento e desenvolvimento craniofacial. Um dos aspectos mais importantes deste projeto foi o desenvolvimento de métodos para computar e armazenar estes dados [16], muitos deles citados neste projeto como variáveis craniométricas

O trabalho “Fundamentos das Redes Neurais Artificiais Paraconsistentes” [7] descreve a base teórica de redes construídas a partir de células chamadas de paraconsistentes, fundamentadas nas *lógicas não-clássicas*, indicadas para sistemas especialistas onde ocorrem situações *não triviais*. Como consequência deste, foi elaborado o trabalho de

pesquisa e simulações: “Proposta de Aplicação das Redes Neurais Artificiais Paraconsistentes como Classificador de Sinais utilizando aproximação funcional” [11] que utiliza uma Rede Neural Artificial Paraconsistente para classificar e discriminar padrões de sinais, como por exemplo, sinais bioelétricos [22] [9], propriedades que são aproveitadas neste trabalho para analisar as variáveis craniométricas.

2 Variáveis Craniométricas

2.1 Pontos Cefalométricos utilizados

A análise cefalométrica proposta visa medir as alterações esqueléticas ântero-posteriores (Campo I) e verticais (Campo II) e as alterações dentárias (Campo III) [17]. As variáveis craniométricas ou cefalométricas são obtidas a partir de 17 pontos cefalométricos, a partir dos quais podem se gerar planos, retas e ângulos.

2.2 Campos de Análise

O complexo craniofacial foi dividido em três campos, de acordo com os possíveis diagnósticos:

- a) Campo I: Maloclusão Ântero-Posterior;
- b) Campo II: Maloclusão Esqueletal Vertical;
- c) Campo III: Alterações Dentárias.

3 Eficácia da Análise Cefalométrica

Basicamente, uma análise cefalométrica convencional compara as medidas de um indivíduo com um padrão, ou seja, uma norma para aquela medida, provida por uma amostra de pacientes que tenham, basicamente, a mesma idade e sexo. Tal informação é, na melhor das hipóteses, uma sugestão do grau de desvio da normalidade para aquela variável em particular.

Um melhor cenário seria se saber o quanto o valor de uma determinada variável de um determinado paciente está desviado de sua norma similar, mas de forma contextualizada e não individualizada. Em outras palavras, medir o quanto o desvio sugerido é na prática um desvio significativo para aquela situação particular. Essa tarefa não é fácil e por isso existe o conceito de haver duas “verdades”: a verdade dos números e a verdade observada.

Em realidade, a diferença entre essas duas “verdades” apenas reflete a limitação da praticidade das ferramentas matemáticas convencionais aplicadas em Cefalometria. Melhor seria que, mais do que uma classificação “fria e seca” como não-desviado ou desviado, entendêssemos o grau de “participação” daquele valor na classe do não-desvio e ao mesmo tempo na classe do desvio.

A análise cefalométrica proposta sugere o uso de poucas variáveis. Não há uma fórmula cefalométrica ideal, e na prática cada profissional desenvolve seu próprio método de diagnóstico cefalométrico, para atender suas necessidades da clínica diária.

A inovação do projeto, entretanto, não está na análise cefalométrica, mas na modelagem matemática proposta para a análise. O programa possibilita a interpretação dos valores das variáveis considerando o conjunto de inconsistências, contradições e evidências das informações, e dentro do contexto cefalométrico daquele indivíduo em particular estabelece uma proposição ou diagnóstico e o seu grau de evidência, relacionando-o com o respectivo tratamento, ou seja, há um sistema especialista que recebe as informações de uma análise paraconsistente, caracterizando Inteligência Artificial.

Como exemplo: suponha que o ângulo ANB [14] seja, em média, 2° para um determinado sexo e idade. Sabemos que ângulos que cada vez mais se afastam da norma significam um grau cada vez maior de discrepância e podemos medir isso com, por exemplo, unidades de desvio-padrão. O que não sabemos é o que significa esse valor de ANB medido em relação a todas as outras variáveis esqueléticas e dentárias desse paciente. Ou seja, qual é o grau de

evidência de anormalidade do ANB medido quando se trata, por exemplo, de um menino de 9 anos de idade, que possui Wits [14] igual a 4 mm, Eixo Y [14] de 92°, inclinação dos incisivos superiores de 110° em relação à base craniana anterior, etc.

Com o sistema especialista proposto pode-se saber, em primeiro lugar, qual o grau de evidência de anormalidade de um valor medido (quanto o valor “participa” da classe normal e ao mesmo tempo da classe “anormal”). Em segundo lugar, sabemos qual o significado desse valor dentro de um contexto clínico em particular. Com as informações obtidas (saída), o clínico potencializa os valores obtidos pela análise cefalométrica.

4 A Lógica Paraconsistente Anotada com Anotações de dois valores - LPA2v

As contradições ou inconsistências são comuns quando descrevemos partes do mundo real. Os sistemas de análises e tratamento de sinais utilizados em Inteligência Artificial funcionam em geral com base na lógica convencional, onde a descrição do mundo é considerada por dois estados: Falso ou Verdadeiro. Estes sistemas binários não conseguem tratar adequadamente as situações contraditórias. As Lógicas Paraconsistentes nasceram da necessidade de se encontrar meios de dar tratamento não trivial às situações contraditórias. Os estudos e propostas das Lógicas Paraconsistentes apresentaram resultados que possibilitam considerar as inconsistências em sua estrutura de um modo não trivial [1], e por isso, se mostram mais propícias no enquadramento de problemas ocasionados por situações de contradições que aparecem quando lidamos com o mundo real.

A Lógica Paraconsistente Anotada LPA é uma classe de lógica Paraconsistente Evidencial que faz tratamento de sinais representados por anotações permitindo uma descrição e equacionamento por meio de Algoritmos. Na Lógica Paraconsistente Anotada LPA as fórmulas proposicionais vêm acompanhadas de anotações. Cada anotação, pertencente a um reticulado finito \mathcal{T} , atribui valores à sua correspondente fórmula proposicional.

A Lógica Paraconsistente Anotada com anotação de dois valores - LPA2v é uma extensão da LPA e pode ser representada através de um reticulado de quatro vértices [2] onde podemos estabelecer algumas terminologias e convenções, do seguinte modo:

Seja $\tau = \langle |\tau|, \leq \rangle$ um reticulado finito fixo, onde:

1. $|\tau| = [0, 1] \times [0, 1]$
2. $\leq = \{((\mu_1, \rho_1), (\mu_2, \rho_2)) \in ([0, 1] \times [0, 1])^2 \mid \mu_1 \leq \mu_2 \text{ e } \rho_1 \leq \rho_2\}$ (onde \leq indica a ordem usual dos números reais). Tal reticulado denomina-se *reticulado de valores-verdade*.

5 As Células Neurais Artificiais Paraconsistentes

Na análise paraconsistente o objetivo principal é saber com que medida ou grau de certeza podemos afirmar que uma proposição é Falsa ou Verdadeira. Portanto, é considerado como resultado da análise apenas o valor do grau de certeza G_c . O valor do grau de contradição G_{ct} é um indicativo que informa a medida da inconsistência. Se houver um baixo valor de certeza ou muita inconsistência o resultado é uma indefinição.

Denomina-se Célula Artificial Paraconsistente básica (CAPb) o elemento capaz de, composto de quando um par de graus de crença e descrença (u_{1a} , u_{2a}) for apresentado na sua entrada fornecer um resultado na sua saída na forma de uma tripla dada por: G_{ct} = grau de contradição resultante, G_c = grau de crença resultante e X = constante de anotação resultante Indefinido [7].

Na Célula Neural Artificial Paraconsistente básica CNAPb representada pelo algoritmo “Para-Analisador”, foram considerados todos os valores envolvidos nas equações, sendo assim, se os valores dos graus de certeza e de contradição estiverem fora dos valores impostos pelos limites ajustáveis, a saída é um estado denominado de não-extremo, sendo a este atribuído um valor indefinido I.

A partir da Célula Artificial Paraconsistente básica (CAPb) foram criadas outras Células as quais denominam-se Células Neurais Artificiais Paraconsistentes (CNAP's). Os estudos das CNAP's deram origem a uma família de Células Neurais Artificiais Paraconsistentes - RNAP's. Neste trabalho para elaboração do Classificador de Sinais foram necessários apenas três tipos [7] de Células denominadas: Célula Neural Artificial Paraconsistente de Aprendizagem – CNAPap, que consegue aprender e memorizar um padrão aplicado em sua entrada; uma Célula Neural Artificial Paraconsistente de Conexão Lógica Simples de Maximização – CNAPLs, que determina a sua saída pelo maior valor aplicado na entrada e uma Célula Neural Artificial Paraconsistente de Decisão - CNAPd, que determina a saída final resultante da análise paraconsistente.

5.1 Célula Neural Artificial Paraconsistente de Aprendizagem - CNAP-Ap

A Célula Neural Artificial Paraconsistente de aprendizagem CNAPap é uma Célula Neural Artificial Paraconsistente Básica com uma saída μ_{1r} interligada à entrada do grau de descrença complementado μ_{2c} . De acordo com o seu algoritmo, sucessivos valores aplicados à entrada do grau de crença μ_1 resulta no aumento gradativo no grau de crença resultante da saída μ_{1r} . Esta célula pode funcionar de dois modos, para aprendizado do *padrão de verdade*, onde são aplicados valores $\mu_1=1$ sucessivamente até o grau de crença resultante na saída chegar à $\mu_{1r}=1$, e para o aprendizado do *padrão de falsidade* onde são aplicados valores $\mu_1=0$ até o grau de crença resultante chegar à $\mu_{1r}=1$, neste caso a entrada do grau de crença é complementada, e identificada por μ_{1c} .

6 Arquitetura e Funcionalidade da Rede

As variáveis craniométricas serão inseridas na rede em três unidades distintas, diferenciadas pelo tipo de disfunção de crescimento do crânio. As unidades são:

Unidade I: MalOclusão Esquelética Antero Posterior

Unidade II: MalOclusão Esquelética Vertical

Unidade III: Alterações Dentárias

Cada unidade é composta pelos módulos:

- a) **módulo de normalização:** calculam o grau de evidência da diferença das medidas das variáveis dos pacientes em relação às variáveis consideradas normais. Nestes módulos estão armazenados os banco de dados com os valores normais das variáveis por sexo e idade.
- b) **módulo de modelagem:** constroem as matrizes com todos os valores possíveis de graus de evidência relacionados às variáveis dos pacientes, moldando-os com diferentes valores de desvio padrão, o que proporciona aos graus de evidência uma maior ou menor atenuação.
- c) **célula de aprendizagem:** “aprendem” as funções das matrizes que contém os graus de evidência.
- d) **rede neural de evidência:** armazenam as funções aprendidas pelas células de aprendizagem, e retornam o grau de evidência modelado de acordo com o desvio padrão, quando uma variável do paciente é inserida na rede.
- e) **sistema especialista de diagnóstico:** implementa as inferências que relacionam as combinações dos graus de evidência das variáveis dos pacientes a um diagnóstico específico relacionado a cada unidade.
- f) **módulo de tratamento:** relaciona o diagnóstico a um tratamento específico por unidade.

6.1 Metodologia usada para determinação do Grau de Evidência de uma Variável Craniométrica

Quando uma variável de paciente é inserida em uma das unidades, ela irá ser comparada com uma variável normal de um banco de dados com as médias das variáveis normais de uma amostra da população brasileira de crianças e adolescentes de 6 a 18 anos, feminino e masculino, e que está armazenado na própria rede. A variável do paciente é comparada com uma variável normal, e a comparação segue o critério de que a variável normal tenha sido obtida de pessoas com mesmo sexo e idade do paciente.

A parametrização será efetuada dentro do intervalo de trabalho da Lógica Paraconsistente, ou seja, serão atribuídos valores entre “0” e “1”; todas as variáveis normais terão valor “1”, e, às variáveis dos pacientes, serão atribuídos valores proporcionais de acordo com os seguintes critérios:

- Se a variável do paciente for igual a variável normal (considerando mesmo sexo e idade), indicando que o paciente tem a respectiva medida normal, será atribuído um grau de evidência = 0 para esta variável. O grau de evidência, portanto, é um indicador da discrepância entre a medida da variável do paciente e uma variável normal. O grau de evidência da variável do paciente se aproximará de 1 quando sua medida estiver próxima a três vezes o valor do desvio padrão estipulado para a variável, no banco de dados utilizado.

6.2 Módulo de Modelagem

A curva da variação do grau de evidência para cada variável será moldada com o desvio padrão variando de acordo com os valores das variáveis. Tal efeito fará com que as curvas tenham as características de diferentes inclinações de acordo com o valor das variáveis, e de formato simétrico, o que as aproxima dos casos reais.

6.3 Célula de Aprendizagem

As matrizes com os graus de evidência geradas pelas funções “Ântero Posterior”, “Vertical” e “Alterações Dentárias” serão aprendidas por Células Neurais Artificiais Paraconsistentes de Aprendizagem.

6.4 Rede Neural de Evidência

As células de aprendizagem passam então a armazenar uma função com os graus de evidência relacionados aos valores das variáveis dos pacientes. É formada então uma unidade neural que é capaz de receber a variável do paciente, e a partir da função que foi aprendida, determinar o grau de evidência da variável.

6.5 Sistema Especialista de Diagnóstico

O sistema especialista de diagnóstico é implementado na função “sistema especialista” e recebe como entrada os graus de evidência estabelecidos pelas redes neurais, e a partir destes graus de evidência relativos a cada variável do paciente, estabelece, através de uma combinação de inferências, o diagnóstico apropriado.

6.6 Sistema de Regras da Unidade I – MalOclusão AnteroPosterior

Esta unidade é dividida em dois níveis, sendo que o primeiro nível ou nível I trata as variáveis *anb* e *wits*, classificando suas diferentes combinações nas classificações de maloclusão anteroposterior:

- a) Classe I
- b) Classe II
- c) Classe III

Estas classificações ainda são quantificadas com pontuação entre “0” e “1” de acordo com a Lógica Paraconsistente, e seguindo critério de que quanto mais próximo do valor “1”, mais acentuado o grau da mal oclusão.

No segundo nível ou nível II, há uma combinação entre o resultado obtido no nível I e as variáveis snb e sna. A resposta do nível II se refere ao posicionamento da maxila e da mandíbula, classificando-as como:

- a) bem posicionada
- b) retruída
- c) protruída
- d) tende a retruída
- e) tende a protruída

As classificações retruída e protruída vêm acompanhadas dos respectivos graus de evidência, enquanto que as classificações “tende a” sugerem uma consulta aos diagnósticos das unidades mal oclusão vertical (unidade II) e alterações dentárias (unidade III).

6.7 Sistema de REGRAS da Unidade II – MalOclusão Vertical

Nesse sistema de regras são combinadas as seguintes variáveis, divididas em três grupos distintos:

- a) grupo I: proporção Se-Go / Na-Me [14]. O valor dessa proporção pode resultar em três avaliações, ou seja, normal, vertical ou horizontal.
- b) grupo II: eixo Y [14]. O valor desse ângulo também pode resultar nas três avaliações, normal, vertical ou horizontal.
- c) grupo III: avalia as medidas SeNa/PP, SeNa/FOP e SeNa/MP [14]. Cada uma dessas medidas também resulta em uma das três avaliações acima, e a combinação das três avaliações também resultará em normal, vertical ou horizontal.

A combinação das avaliações dos grupos I, II e III também resultará em uma avaliação normal, vertical ou horizontal.

Ainda são fornecidos os graus de evidência das variáveis NaAns e AnsMe [14].

6.8 Sistema de REGRAS da Unidade III – Alterações Dentárias

Nesse sistema de regras são combinadas as seguintes variáveis, divididas em três grupos distintos:

- a) grupo I: ângulos U1.PP, U1.SN e medida U1-NA [14], levando em consideração o valor de sna (unidade ântero-posterior). O valor dessas variáveis pode resultar em três avaliações, ou seja, normal, vestibularizado ou lingualizado. Está sendo avaliada a posição dos incisivos superiores.
- b) grupo II: ângulos L1.Apg, L1.NB, L1.Gome e medidas L1-Apg, L1-NB [14], além de levar em consideração a variável snb (também da unidade ântero-posterior). O valor dessas variáveis pode resultar em três avaliações, ou seja, normal, vestibularizado ou lingualizado. Está sendo avaliada a posição dos incisivos inferiores.
- c) grupo III: ângulo U1.L1 [14]. O valor dessa variável também resulta em uma das três avaliações, normal, vestibularizado ou lingualizado. Esta medida reforça os diagnósticos dos grupos I e II.

A combinação das avaliações dos grupos I, II e III resultará em uma avaliação do posicionamento dos incisivos superiores e inferiores como segue:

- a) normal
- b) vestibularizado
- c) lingualizado
- d) tende a vestibularizado

e) tende a lingualizado

As classificações vestibularizado e lingualizado vêm acompanhadas dos respectivos graus de evidência.

7 Características da Rede Neural de Análise Cefalométrica

São utilizadas 4 variáveis craniométricas variáveis no Campo I, que possui 46 estados condicionais que proporcionam 33 saídas com diagnósticos e sugestões de tratamento. No Campo II são 8 variáveis craniométricas, para 90 estados condicionais e 4 saídas (diagnóstico). O Campo III possui 9 variáveis craniométricas, para 87 estados condicionais e 12 saídas (diagnóstico/tratamento). No total são 21 variáveis craniométricas, 181 estados condicionais, 49 diagnósticos e 45 sugestões de tratamento.

Há de se destacar que estes 181 estados condicionais são formados a partir das combinações dos graus de evidência, que podem ter infinitos valores entre '0' e '1', e portanto podem ser refinados resultando em mais ou menos saídas, o que permite que a ferramenta seja adaptada a diferentes características.

Para utilizar o modelo aplicativo é necessário inserir os valores das medidas das variáveis craniométricas disponíveis dos pacientes; a precisão do diagnóstico e sugestão do tratamento será maior proporcional a quantidade de informação disponível. Se as informações forem insuficientes, o aplicativo tende a ter saídas inconsistentes, estado previsível na Lógica Paraconsistente [7]. O aplicativo também possibilita visualizar os graus de evidências de todas as variáveis utilizadas, através de gráficos, assim como o traçado das retas, planos e ângulos utilizados para análise.

8 Validação e resultados

Para avaliar o modelo de análise cefalométrica, foi avaliada a concordância entre os diagnósticos efetuados pelo modelo de análise cefalométrica e os diagnósticos de três especialistas, sendo que para a avaliação utilizou-se o *coeficiente Kappa* (Siegel e Castellan, 1988; Fleiss, 1981). Para a análise foram utilizados 120 prontuários de um consultório, onde do total de 120 pacientes avaliados, 22 tinham idade acima de 18 anos (18.33%) porém nestes casos, são usados os valores de referência de normalidade da idade de 18 anos. Os resultados são apresentados a seguir:

Especialista 1: região anteroposterior = 0.343, posicionamento da mandíbula = 0.296, posicionamento da maxila = 0.343, discrepância vertical = 0.75, incisivos superiores = 0.443, incisivos inferiores = 0.451, posicionamento dos lábios = 0.924.

Especialista 2: região anteroposterior = 0.289, posicionamento da mandíbula = 0.245, posicionamento da maxila = 0.289, discrepância vertical = 0.372, incisivos superiores = 0.216, incisivos inferiores = 0.084, posicionamento dos lábios = 0.849.

Especialista 3: região anteroposterior = 0.369, posicionamento da mandíbula = 0.306, posicionamento da maxila = 0.369, discrepância vertical = 0.67, incisivos superiores = 0.454, incisivos inferiores = 0.457, posicionamento dos lábios = 0.885.

Entre os Especialistas: região anteroposterior = 0.487, posicionamento da mandíbula = 0.404, posicionamento da maxila = 0.421, discrepância vertical = 0.534, incisivos superiores = 0.468, incisivos inferiores = 0.418, posicionamento dos lábios = 0.838.

9 Discussão

Considerando as dificuldades em delimitar as classificações entre os diagnósticos e constatando os resultados similares entre o modelo e os especialistas, e entre os próprios especialistas, o modelo se apresentou como ferramenta capaz de fornecer um diagnóstico

de referência, pois todas as suas classificações são feitas considerando os valores de referência de normalidade das variáveis cefalométricas por sexo e idade, e sempre são utilizados os mesmos critérios para a análise.

A estrutura matemática do modelo permite que estes valores de referência de normalidade possam ser trocados e adaptados ao perfil étnico dos pacientes do ortodontista. O fato do modelo de análise cefalométrica já conter esses valores de referência de normalidade e poder trocá-los se necessário, é um facilitador para que o ortodontista utilize o mesmo como ferramenta de apoio.

A saída da Rede Neural Artificial Paraconsistente alimenta um Sistema Especialista que irá implementar regras que determinarão o diagnóstico. O uso da Lógica Paraconsistente permite, portanto, agregar os graus de evidência resultantes de sua análise a um Sistema Especialista de regras, o que caracteriza o modelo de análise cefalométrica como híbrido, pois utiliza mais de uma ferramenta de IA.

A Lógica Paraconsistente Anotada foi capaz de fazer um tratamento adequado, primeiro, como uma linguagem para poder expressar as nuances inerentes presentes na classificação dos diagnósticos; segundo, a estrutura dedutiva foi capaz de manipular mecanicamente e adequadamente as informações incertas, imprecisas ou mesmo conflitantes e/ou paracompletas. Por fim, constituiu-se em ferramenta útil na análise cefalométrica a que se propôs fazer os resultados mostraram-se adequados.

Referências

1. Abe, J.M., *Fundamentos da Lógica Anotada*. Tese. Faculdade de Filosofia, Letras e Ciências Humanas, Universidade de São Paulo. São Paulo, Brasil, 98 pp, 1992.
2. Abe, J.M & J.I Da Silva Filho, Inconsistency and Electronic Circuits, *Proceedings of The International ICSC Symposium on Engineering of Intelligent Systems (EIS'98)*,

- Vol3, Artificial Intelligence, Editor: E. Alpaydin, ICSC Academic Press International Computer Science Conventions Canada/Switzerland, ISBN 3-906454-12-6, 191-197, 1998.
3. Ackerman, J.L. & W.R. Proffit, *Soft tissue limitations in Orthodontics: treatment planning guidelines*, Angle Orthod, 1997.
 4. Alexander, R.G., *The Alexander Discipline – Contemporary Concept and Philosophies*, Omco Corporation, TXs, 1986.
 5. Bishop, C.M., *Neural Networks for Pattern Recognition*. 1.ed. Oxford University Press, 1995.
 6. Da Costa, N.C.A., J.M. Abe & V.S. Subrahmanian, Remarks on Annotated Logic, *Zeitschrift fur Mathematische Logik und Grundlagen der Mathematik*, Vol.37, 561-570, 1991.
 7. Da Silva Filho, J.I. & J.M. Abe, *Fundamentos das Redes Neurais Paraconsistentes: Destacando Aplicações em Neurocomputação*. São Paulo, Arte & Ciência, 2001.
 8. Fausett, L., *Fundamentals of Neural Networks, Architectures, Algorithms and Applications*. Englewood Cliffs, Editora Prentice-Hall, 1994
 9. Kovács, Zsolt László, *Redes Neurais Artificiais – Fundamentos e Aplicações*, collegium cognitio, 1996.
 10. Lino, A.P., *Ortodontia Preventiva Básica*. São Paulo, Artes Médicas, 1994.
 11. Mario, M.C., *Proposta de aplicação das redes neurais artificiais paraconsistentes como classificador de sinais utilizando aproximação funcional*. Dissertação. Universidade Federal de Uberlândia - UFU, Uberlândia, MG, 2003.
 12. Massad, E., Menezes, R., P.S. Silveira & N.R. Ortega, *Métodos Quantitativos em Medicina*. São Paulo, Manole, 2004.

13. Mcculloch, W. & W. Pitts, A Logical Calculus of the Ideas Immanent in Nervous Activity. *Bulletin of Mathematical Biophysics*, 1943.
14. Moyers, R., *Ortodontia*. Rio de Janeiro, Guanabara Koogan, 1988.
15. Rezende, S.O., *Sistemas Inteligentes, Fundamentos e Aplicações*. São Paulo, Manole, 2003.
16. Rich, E. & K. Knighth, *Artificial Intelligence*. NY, Mc Graw Hill, 1983.
17. Riolo, M.L., Moyers, R.E., J.S.Jr. Mcnamara & W.S. Hunter, *An Atlas of Craniofacial Growth*, University of Michigan, 1974.
18. Rosenblatt, *Principles of Neurodynamics*. NY, Spartan Books, 1962.
19. Russel, S. & P. Norvig, *Inteligência Artificial*. SP, Campus, 2004.
20. Siebert, W., *Stimulus Transformation in Peripheral Auditory System in Recognizing Patterns*. Cambridge, Ed. Murray Eden, MIT Press, 1968.
21. Suzuki, Y., Self-Organizing QRS-Wave Recognition in ECG Using Neural Networks – IEEE Trsnd. *On Neural Networks*, 6, 1995.
22. Subrahmanian, V.S., On the Semantics of Quantitative Logic Programs, In: 4th *IEEE Symposium on Logic Programming*, Computer Society Press. Washington D.C., 173-182, 1987
23. Zerbini, R.C., *Metodologia para a Classificação de VCG através de redes neurais*. Tese, Escola Politécnica da USP, Brasil, 1993.

Maurício Conceição Mario - Graduação em Engenharia Elétrica pelo Centro Universitário da FEI (1989), mestrado em Processamento da Informação pela Universidade Federal de Uberlândia (2003) e doutorado em Ciências (Fisiopatologia Experimental) pela Faculdade de Medicina da Universidade de São Paulo (2006). Atualmente é professor nas

áreas de eletrônica, computação e sistemas de informação da Universidade Santa Cecília e Fatec Baixada Santista, engenheiro e coordenador do Núcleo de Pesquisas em Eletrônica da Universidade Santa Cecília, desenvolvendo trabalhos na área de Inteligência Artificial, utilizando a Lógica Paraconsistente.

Jair Minoro Abe - Bacharel e Mestre em Matemática, Doutor em Filosofia e Livre-Docente em Medicina, todos pela Universidade de São Paulo. Foi Professor Visitante ou Palestrista ocasional em instituições da América do Sul, Europa, México, Japão e Taiwan. Coordena um grupo de estudiosos em aplicações das lógicas paraconsistentes anotadas e coordena a Área de Lógica e Teoria da Ciência do Instituto de Estudos Avançados da USP. É Professor Titular da Universidade Paulista.

Neli Regina Siqueira Ortega - Professora Livre-Docente em Informática Médica pela Faculdade de Medicina da Universidade de São Paulo (2010). Doutora (2001) e Mestre (1997) em Ciências pelo Instituto de Física da Universidade de São Paulo. Bacharel e Licenciada em Física pela Universidade de São Paulo (1994 e 2000). Atualmente é docente e pesquisadora na Faculdade de Medicina da Universidade de São Paulo, pesquisadora do Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico, consultoria ad hoc do CNPq e revisora em revistas científicas como *Bulletin of Mathematical Biology*, *Mathematical Biosciences*, *Medical Care*, *Revista de Saúde Pública* e *Jornal Brasileiro de Epidemiologia*, entre outros. Tem experiência na área de Saúde Coletiva, com ênfase em Sistemas Diagnósticos e modelagem matemática em saúde, atuando principalmente nos seguintes temas: teoria dos conjuntos fuzzy, epidemiologia e sistemas de apoio a decisão.

Marinho Del Santo Jr. - Gradou-se em Odontologia pela Universidade de São Paulo (1985-1989). Fez Mestrado em Morfologia na Universidade Federal de São Paulo (EPM/1991-1993) e Doutorado em Ciências Morfofuncionais pela Universidade de São Paulo (ICB/1995-1999). Desenvolveu sua tese de Doutorado no Biomedical Sciences Department do Baylor College of Dentistry (Dallas,TX,USA), através de Programa Sandwich (CAPES/1995-1997). Na área clínica, recebeu o Master of Science in Orthodontics do Baylor College of Dentistry (1997-1999). Atua em clínica privada e em desenvolvimento de modelos de gestão de odontologia de grupo.

**Proposta do cálculo do tamanho da amostra com base em Lógica Paraconsistente
Anotada Evidencial**

Euro de Barros Couto Junior¹

¹Prefeitura do Município de São Paulo - Secretaria de Planejamento, Orçamento e Gestão -
Coordenadoria de Gestão de Pessoas.

estatisticoeuro@hotmail.com

Resumo. Este texto sugere sobre como calcular um tamanho de amostra com base no uso de um instrumento de coleta de dados formado por itens categóricos. Os argumentos para esta sugestão estão embasados nas teorias da Combinatória e da Lógica Paraconsistente. O propósito é sugerir um procedimento de cálculo simples e prático para obter um tamanho de amostra aceitável para coletar informações, organizá-las e analisar dados de uma aplicação de um instrumento de coleta de dados baseado, exclusivamente, em itens discretos (itens categóricos), ou seja, cada item do instrumento é considerado como uma variável não-paramétrica com um número finito de categorias. Uma fórmula para o cálculo do tamanho da amostra foi proposta para tamanhos de população desconhecidos e um ajuste dessa fórmula foi proposto para populações de tamanho conhecido.

Palavras-chave: Amostragem, Cálculo do tamanho da amostra, Lógica Paraconsistente, Estatística não-paramétrica, Instrumento de coleta de dados.

Abstract. This text suggests how to calculate a sample size based on the use of a data collection instrument consisting of categorical items. The arguments for this suggestion are based on theories of Combinatorics and Paraconsistent Logics. The purpose is to suggest a practical and simple calculation procedure to obtain an acceptable sample size to collect

information, organize it and analyze data from an application of an instrument for collecting data, based exclusively on discrete items (categorical items), i.e., each item of the instrument is considered as a non-parametric variable with finite number of categories. A formula for calculating the sample size was proposed for a population of unknown size, and an adjusted formula has been proposed for population of known size.

Keywords: Sampling, Sample size calculation, Paraconsistent Logics, Nonparametric statistics, Data collecting instrument.

1 Introdução

Os princípios que norteiam a Lógica Paraconsistente Anotada Evidencial permitem sua aproximação mais aquiescente do Raciocínio Humano [1]. Assim, sob a óptica de teor paraconsistente, um item formado por duas categorias originais ('sim' e 'não', por exemplo) pode ter quatro (e não duas respostas) aceitáveis: 'sim', 'não', 'sem resposta' e 'sim e não (concomitantemente escolhidos)'; esses quatro estados são classificados em quatro diferentes núcleos lógicos paraconsistentes, sendo eles o verdadeiro, o falso, o paracompleto e o inconsistente, respectivamente, e permitem uma avaliação mais próxima do que exprime a prática e a realidade de uma pesquisa [2]. Com isso, respostas não-previstas pela Lógica Clássica são, naturalmente, previstas pela Lógica Paraconsistente Anotada Evidencial.

2 Lógica Paraconsistente e os Itens do Instrumento de Coleta

Mesmo toda Lógica sendo binária, a dimensionalidade das lógicas varia, em termos de que elas conseguem traduzir, de modo binário e/ou multidimensional, suas características

próprias. Nesse sentido, pode-se dizer que o raciocínio humano apresenta dimensão multifacetada.

A figura I evidencia a contrapartida entre a Lógica Clássica, o raciocínio humano e as possibilidades de resposta de um item de um instrumento de coleta, com base na estrutura de conhecimento do ser humano e da tomada de decisão em responder (ou não) a esse item [5].

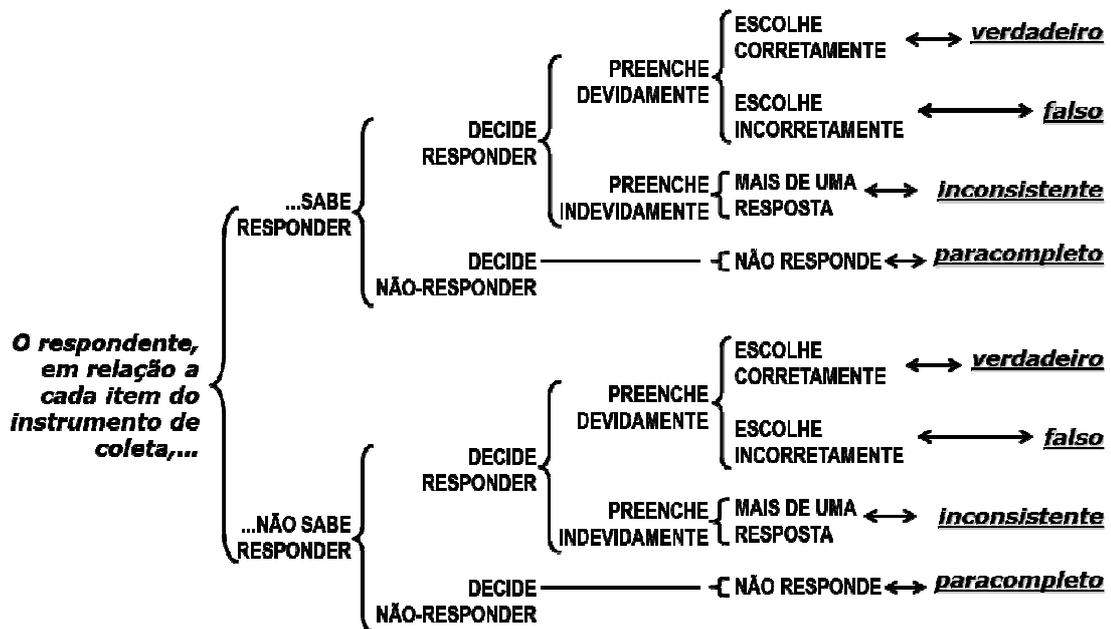


Figura I. Esquema didático-lógico, demonstrando a estrutura do raciocínio humano e sua inter-relação direta frente aos estados lógicos da Lógica Paraconsistente Anotada Evidencial

3 Uma Aplicação em Amostragem — Proposta de Cálculo do Tamanho da Amostra

De início, vamos expor a seguinte situação: estamos à procura de um número que represente o tamanho da amostra [5] [6] [10]. Devemos mostrar que esse número pode ser aceito como um tamanho de amostra. Para tanto, consideremos o número total de caminhos possíveis (formados por todas as possibilidades de respostas (combinações de respostas possíveis) a serem consideradas em itens categóricos de um instrumento de coleta). Esse número é, por certo, um candidato a ser um tamanho de amostra, pois permite que todas as possibilidades de resposta sejam observadas. Tomemos este exemplo: se temos um item

formado por duas categorias ditas *originais*, então quatro respondentes, *a priori*, seriam suficientes, para ter-se uma *amostra inicial*, pois há quatro possibilidades esperadas, aquelas que serão chamadas de *categorias efetivas*: a escolha da primeira categoria efetiva, a escolha da segunda categoria efetiva, a escolha de ambas as categorias efetivas concomitantemente, e a escolha de nenhuma categoria efetiva, conforme foi exposto nas ideias metodológicas. Logo, quatro é um tamanho amostral sugestivo para essa proposta. Extensivamente, se tivermos um instrumento de coleta formado por categorias originais previamente definidas, precisaremos de um número suficientemente grande de elementos para abarcar todas as possibilidades de preenchimento dos itens desse instrumento. Assim, esse número de elementos pode ser considerado, também, como o número de elementos amostrais, ou seja, como um tamanho de amostra. O número de categorias efetivas de um item pode ser calculado por: 2^k , onde k é o número de categorias originais.

Se pudermos aceitar que um tamanho de amostra inicial seja considerado como o número de elementos componentes que cobrem todos os caminhos possíveis (combinações possíveis) formados pelos itens e suas respectivas categorias efetivas [9], então podemos dar um próximo passo para o cálculo do tamanho da amostra com base na estrutura do instrumento de coleta. Essa suposição é fundamental, neste momento, mas deve receber uma crítica: ela não contempla uma possível diferenciação de representatividades entre as categorias efetivas de cada item, o que seria esperado, porque, em geral, alguns caminhos são mais frequentes do que outros; além disso, alguns caminhos podem, inclusive, ser impossíveis de serem observados.

Matematicamente [8] pode-se representar esse tamanho de amostra inicial como mostra a fórmula (1):

$$n_1 = \binom{c^E}{2} - \sum_{i=1}^k \binom{c_i^E}{2} \quad (1)$$

onde:

n_1 — tamanho da amostra inicial

c^E — número de categorias efetivas do instrumento de coleta

c_i^E — número de categorias efetivas do i -ésimo item

k — número de itens do instrumento de coleta

Existe um *grau de similaridade* entre os respondentes de um instrumento de coleta, pois tais respondentes podem, com frequência, marcar respostas iguais: com isso, alguns caminhos são mais representativos do que outros [3] Consideremos o grau de similaridade como sendo um número entre zero e um, representando, portanto, um percentual: se for um, então a similaridade é total, ou seja, todos respondem aos itens do instrumento de coleta de modo igual; se for zero, então a similaridade é nenhuma, ou seja, todos respondem, de modo diferente uns dos outros.

Assim, pode-se escrever que:

$$n_2 = (1 - g^S) \times n_1 \quad (2)$$

onde:

n_2 — tamanho da amostra considerando o grau de similaridade

g^S — grau de similaridade

Conhecendo-se o grau de similaridade, calculamos o tamanho da amostra. O problema reside no fato de que esse grau de similaridade é, na prática, desconhecido, apesar de passível de estimação. Logo, desejamos buscar um estimador para o grau de similaridade. O grau de similaridade apresenta-se como inversamente proporcional ao número de categorias originais do instrumento de coleta. Então, podemos escrever que:

$$1 - g^S \approx \frac{1}{c^o} \quad (3)$$

onde:

c^O — número total de categorias originais do instrumento de coleta

Como, para um mesmo número de itens de um instrumento de coleta, o fator que permite o aumento de caminhos é o número de categorias originais de cada item, podemos considerar o número total dessas categorias do instrumento de coleta como sendo o estimador ideal para ser usado na estimação do grau de similaridade. Assim, podemos reescrever:

$$n_2 = \frac{1}{c^O} \times n_1 \quad (4)$$

Com isso, o tamanho da amostra (n) poderá ser calculado do seguinte modo:

$$n = \frac{\binom{c^E}{2} - \sum_{i=1}^k \binom{c_i^E}{2}}{c^O} \quad (5)$$

Ou, de outro modo [5]:

$$n = \frac{\binom{c^E}{2} - \sum_{i=1}^k \binom{c_i^E}{2}}{\sum_{i=1}^k c_i^O} \quad (6)$$

O numerador da fórmula (6) tem sua base assentada sobre o número de categorias efetivas (de teor paraconsistente), enquanto que o denominador é caracterizado pelo número de categorias originais (de teor clássico).

Para amostras ditas pequenas [7], e/ou, para cálculos de tamanho de amostra em que seja necessário, por razões técnicas, levar em conta o tamanho da população da qual a amostra será coletada [4] [12] [5], pode-se ajustar o cálculo acima, considerando a fórmula (7):

$$n = \frac{\frac{\binom{c^E}{2} - \sum_{i=1}^k \binom{c_i^E}{2}}{\sum_{i=1}^k c_i^O}}{1 + \frac{1}{N} \times \left[\frac{\binom{c^E}{2} - \sum_{i=1}^k \binom{c_i^E}{2}}{\sum_{i=1}^k c_i^O} - 1 \right]} \quad (7)$$

onde:

N — tamanho da população

Pela fórmula (7), quando o tamanho da população for relativamente pequeno, haverá um ajuste a ser levado em conta, e tanto maior seja o tamanho da população, o ajuste será cada vez menor, fazendo com que a fórmula (7) possa ser substituída pela fórmula (6).

Um grau de perda de observações, sugere [11], (um percentual entre maior do que 0% e menor do que 100%) pode ser incrementado: seja ‘p’ a proporção de perdas esperada, mostrada na fórmula (8):

$$n' = \frac{n}{1 - p} \quad (8)$$

4 Vantagens e Desvantagens do Método Proposto

4.1 Vantagens

- (a) permite calcular o tamanho da amostra em função da composição do instrumento de coleta, possibilitando que o próprio instrumento, nos casos possíveis e/ou necessários, seja readequado em função dos itens que efetivamente são de interesse na investigação.

- (b) leva em consideração todas as combinações de respostas possíveis; intuitivamente, isso permite afirmar que qualquer combinação de respostas foi considerada, em função de todas as possibilidades de combinação existentes.
- (c) tendo-se feito o cálculo do tamanho da amostra para um instrumento de coleta, o mesmo não se altera, o que pode facilitar o uso desse número em diversas investigações diferentes.
- (d) não necessita de informações externas; só necessita do conhecimento da estrutura do instrumento de coleta.
- (e) é um cálculo relativamente fácil de ser feito, pois depende, apenas, das contagens dos elementos formadores de sua formulação, e não de um estudo-piloto ou pesquisa prévia para conseguir-se os valores necessários para o cálculo do tamanho da amostra.
- (f) não depende do tamanho da escala de qualquer variável, pois cada escala é transformada em uma estrutura de categorias.
- (g) este cálculo independe da estimação de valores prévios de nível de significância e de poder do teste, bem como da adoção, também prévia, de algum teste estatístico.

4.2 Desvantagens

- (a) no caso de instrumentos de coleta muito grandes, a depender do número de itens e principalmente, do número de categorias originais, o tamanho da amostra a ser calculado pode ser grande o suficiente, para inviabilizar a pesquisa; a sugestão, neste caso, é a de sempre considerar populações limitadas por valores da ordem de grandeza das dezenas, centenas ou algumas unidades de milhar; se isso não puder ser viabilizado, então deve-se recorrer a outros métodos de cálculo de tamanho de amostra.

- (b) no caso de instrumentos de coleta muito pequenos, o problema anterior se inverte, e a amostra pode ser pouco representativa para a condução da pesquisa; sugere-se, então, também, recorrer a outros métodos de cálculo de tamanho de amostra.
- (c) nem sempre, é possível transformar os itens e suas eventuais categorias, para que o instrumento possa consistir em base para o cálculo do tamanho da amostra; com isso, surgem efetivas dificuldades para a criação de categorias em itens cujas respostas são abertas, ou mesmo, em escalas numéricas cujas divisões não se tornam claras para a criação de categorias sugestivas.
- (d) Chen (1989) alerta para o volume de classificações errôneas em categorias oriundas de variáveis que originalmente não são categóricas: esse número pode ser relativamente elevado, e prejudicará o cálculo do tamanho da amostra, quando não se conhece, com precisão, quais serão as categorias a serem determinadas para cada variável em que isso for necessário.

Referências

1. Abe, J.M., *Fundamentos da Lógica Anotada*. Tese. Faculdade de Filosofia, Letras e Ciências Humanas, Universidade de São Paulo. São Paulo, Brasil, 98 pp, 1992.
2. Abe, J.M., Some Aspects of Paraconsistent Systems and Applications. *Logique et Analyse*, v. 157, 83-96, 1997.
3. Borg, I & P.J.F. Groenen, *Modern multidimensional scaling theory and applications*, 2ed. New York, Springer, 2005.
4. Cochran, W., *Sampling Techniques*, 2nd ed., Boston, John Wiley & Sons, 1985.
5. Couto Junior, E.B., Abordagem não-paramétrica para cálculo do tamanho da amostra com base em questionários ou escalas de avaliação na área de saúde. Tese. São Paulo, Faculdade de Medicina, Universidade de São Paulo, 2009.
6. Deming, W.E., *Some theory of sampling*. New York, Dover, 1966.

7. Gordon, I. & R. Watson, A note on sample size determination for comparison of small probabilities, *Control Clin Trials*, 15: 77-9, 1994.
8. Grifitts, H.B. & P.J. Hilton, *Matemática Clássica - uma interpretação contemporânea*, São Paulo, Edgard Blucher, EDUSP, 1975.
9. Grimaldi, R.P., *Discrete and Combinatorial Mathematics — an applied introduction*. Reading (Massachusetts), Addison-Wesley Publishing Company, 1986.
10. Kish, L., *Survey sampling*, New York, John Wiley & Sons, 1965.
11. Skalski, J.R., Sample size calculations for Normal variates under Binomial censoring, *Biometrics*, 48: 877-82, 1992.
12. Vickers, A., How to reduce the number of patients needed for randomized trials: a basic introduction. *Complement Ther Med*, 9: 234-6, 2001.

Euro de Barros Couto Junior - Possui graduação em Ciências Físicas e Biológicas pela Faculdade Tibiriçá (1984), graduação em Estatística pelo Instituto de Matemática e Estatística da Universidade de São Paulo (1990), mestrado (2002) e doutorado (2004) em Cultura e Literatura Russas pela Faculdade de Filosofia, Letras e Ciências Humanas (USP - especialidade: História da Música Russa) e doutorado em Ciências pela Faculdade de Medicina da Universidade de São Paulo (2009 - especialidades: Bioestatística e Amostragem Não-paramétrica). Trabalhou na Prefeitura do Município de São Paulo, como estatístico, entre junho de 1992 e junho de 2007. Entre junho de 2007 e dezembro de 2008, trabalhou como estatístico comissionado da Faculdade de Medicina da USP (LIM-01, Informática Médica). Voltou a exercer suas atividades como estatístico, na Prefeitura do Município de São Paulo, a partir de 1º de janeiro de 2009. A partir de 2007, passou a integrar o Grupo de Lógica e Teoria da Ciência (IEA-USP), como membro colaborador.

**Reconhecimento de caracteres numéricos baseado nas Redes Neurais Artificiais
Paraconsistentes**

Sheila Souza^{1,2}, Jair Minoro Abe^{2,3}

¹Faculdade de Medicina – Universidade de São Paulo, São Paulo, Brasil

²Instituto de Estudos Avançados – Universidade de São Paulo, São Paulo, Brasil

sheinara@gmail.com

³Programa de Pós Graduação em Engenharia da Produção- Universidade Paulista,

São Paulo, Brasil

jairabe@uol.com.br

Resumo. Esse artigo apresenta um processo computacional automatizado capaz de reconhecer caracteres numéricos manuscritos e Caracteres Codificados em 7 Barras utilizados em cheques bancários baseado nas Redes Neurais Artificiais Paraconsistentes. A metodologia aplicada foi escolhida por ser uma ferramenta capaz de trabalhar com dados imprecisos, inconsistentes e paracompletos sem trivialização. O processo de reconhecimento é realizado a partir de características do caractere previamente selecionadas com base em técnicas de Grafologia e Grafoscopia e, a análise dessas características e o reconhecimento do caractere são realizados através das Redes Neurais Artificiais Paraconsistentes.

Palavras-chave: Inteligência Artificial, Reconhecimento de Padrão, Reconhecimento de Caracteres, Reconhecimento de Caracteres Numéricos Manuscritos, Redes Neurais Artificiais Paraconsistentes.

Abstract. This paper presents an automated computational process able to recognize a handwritten numerical characters and Magnetic Ink Character Recognition used on bank checks based on Paraconsistent Artificial Neural Networks. The methodology employed was chosen for being a tool able to work with imprecise, inconsistent and paracomplete data without trivialization. The recognition process is performed from some character features previously selected based on some Graphology and Graphoscopy techniques and, the analysis of such features as well as the character recognition are performed by Paraconsistent Artificial Neural Networks.

Keywords: Artificial Intelligence, Pattern Recognition, Character Recognition, Handwritten Numerical Character Recognition, Paraconsistent Artificial Neural Networks.

1 Introdução

O reconhecimento de padrões é uma das mais importantes ferramentas de Inteligência Artificial (IA) em inúmeras áreas de conhecimento com aplicações em diversos temas, inclusive reconhecimento de caracteres. Embora existam vários estudos em reconhecimento de caracteres [4] [9] [15], escolhemos o estudo desse ramo devido sua intrínseca importância e constante desenvolvimento, além de permitir ajustes para o reconhecimento de diferentes tipos de sinais. Esse estudo é realizado através do uso de um novo tipo de Rede Neural Artificial (RNA) baseada na Lógica Paraconsistente Anotada Evidencial $E\tau$ [1].

O reconhecimento de caracteres é uma das mais conhecidas e exploradas modalidades de reconhecimento de padrões que, grosso modo, consiste em extrair algumas características

de um grupo de caracteres com objetivo de tentar reproduzir a habilidade humana de ler textos.

As primeiras aplicações em OCR (Optical Character Recognition) foram iniciadas no começo dos anos 60 com sistemas para ler caracteres com um padrão previamente determinado (IBM 1418), porém, posteriormente, seus métodos foram aperfeiçoados e novos sistemas foram desenvolvidos para reconhecer caracteres impressos manualmente como IBM 1287, RETINA (Recognition Equipment Inc) e H8959 (Hitachi). Tempos depois, alguns sistemas comerciais começaram a aparecer para reconhecer caracteres de baixa qualidade de impressão e caracteres impressos manualmente para uma ampla categoria de caracteres nomeado Kanji OCR (Toshiba) e CLL-2000 (Sanyo Electric Co. Ltd). Ao longo dos últimos anos as técnicas tem sido aperfeiçoadas para desenvolver sistemas de reconhecimento de documentos coloridos, com ruído, caracteres manuscritos e, documentos complexos com texto, gráfico, tabelas, símbolos matemáticos, etc. [6][14]

Como as técnicas de reconhecimento de caracteres classifica os caracteres através de suas características, a maior dificuldade se concentra na determinação do grupo de características passíveis de extração devido a interferência de ruídos.

Considerando essas dificuldades, o desempenho de um sistema automatizado de reconhecimento de caracteres depende fundamentalmente da qualidade dos documentos originais e digitais e, também, de um sistema capaz de manipular dados imprecisos, conflitantes e paracompletos. Por esse motivo, escolhemos o uso das Redes Neurais Artificiais Paraconsistentes devido serem consideradas importantes ferramentas de análise para aplicações envolvendo dados com essas características. [3] [11] [12] [13]

As Redes Neurais Artificiais Paraconsistentes (RNAPs) são baseadas nas Redes Neurais Artificiais (RNAs) e na Lógica Paraconsistente Anotada Evidencial $E\tau$ [8], a qual é capaz de manipular conceitos como imprecisão, inconsistência e paracompleteza em seu interior

sem trivialização [2]. As RNAPs são compostas por Unidades Neurais Artificiais Paraconsistentes (UNAPs) com diferentes funções como conexão, aprendizado, memorização, etc., que processa os sinais de entrada da rede como graus de evidência favoráveis e contrários. Essas unidades são conhecidas com um aglomerado de Células Neurais Artificiais Paraconsistentes (CNAPs) interconectadas entre si que analisam e modelam sinais elétricos. [8]

2 Processo Computacional Automatizado

O processo computacional automatizado proposto consiste em um sistema capaz de extrair características de interesse e uma imagem digitalizada e previamente tratada em formato de graus de evidência e, a partir dessas características, reconhecer o caractere baseado nas RNAPs.

O processo de extração de características do sistema proposto é realizado com base nos fundamentos das técnicas de Grafologia e Grafoscopia [5][9] e alguns de seus aspectos serão utilizados ao longo desse trabalho.

Para o estudo de caracteres numéricos com um padrão previamente determinado foram adotados os Caracteres Magnéticos Codificados em 7 Barras - CMC7 (Figura I) utilizados em cheques bancários brasileiros para codificar os dados da conta bancária dos clientes.



Figura I. Exemplo de caracteres do tipo CMC7

3 Metodologia

Consideramos para esse sistema um processo de reconhecimento dividido em 5 fases: 1) Aquisição da imagem, 2) Pré-tratamento da imagem, 3) Mapeamento da imagem em graus de evidência, 4) Extração de características e, 5) Reconhecimento da imagem.

Embora a ênfase desse artigo seja a partir da terceira fase, como um simples pré-tratamento da imagem, aplicamos um filtro de média entre os pixels vizinhos, a binarização da imagem, o recorte da imagem nos pontos máximos e mínimos e, o redimensionamento da imagem para 38x30 pixels.

A arquitetura do sistema é apresentada na Figura II, a qual assume como entrada uma imagem previamente tratada.

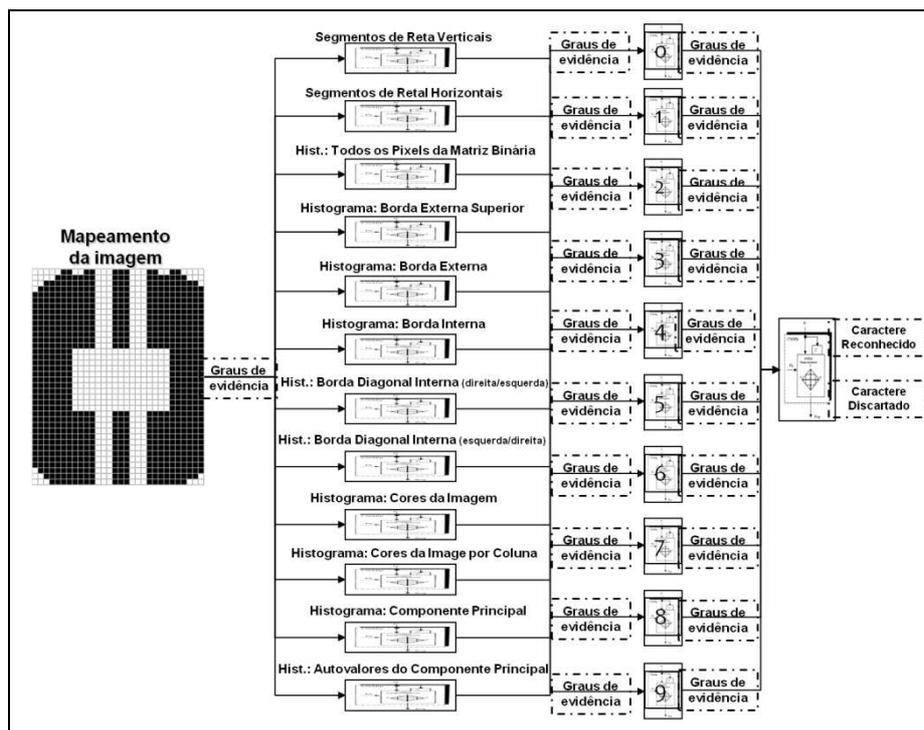


Figura II. Arquitetura do Sistema

A primeira camada, Figura II, corresponde a terceira fase do processo de reconhecimento, onde a imagem é mapeada em graus de evidência. A próxima camada (2ª camada, Figura II) corresponde a quarta fase, onde as características são extraídas da imagem com base

nos conceitos de Grafologia e Grafoscopia [2][14]. As próximas duas camadas (3ª e 4ª camada, Fig.2) correspondem a quinta fase. Na terceira camada, realiza-se uma comparação entre as características de cada caractere padrão e as características da imagem apresentada e calcula-se um grau de evidência de reconhecimento para cada caractere padrão. Na última camada, aplica-se uma análise paraconsistente que consiste em calcular um único grau de evidência, através do algoritmo ParaExtr_{ctr}, entre os graus de evidência de reconhecimento resultantes de cada caractere padrão e identifica-se o caractere reconhecido e o caractere descartado.

A seguir os procedimentos realizados em cada camada da arquitetura do sistema são apresentados.

3.1 Mapeamento da Imagem em Graus de Evidência

A fase "Mapeamento da imagem em graus de evidência" consiste em analisar os pixels da matriz binária da imagem de várias formas e obter listas de graus de evidência que representem uma projeção da imagem. Cada grau de evidência é um valor no intervalo [0, 1] que representa a presença de um pixel preto ou branco em uma determinada posição da matriz binária. Para esse estudo definimos que '0' representa um pixel branco e '1' representa um pixel preto.

Nessa fase, vários tipos de mapeamento são realizados, porém, a quantidade de tipos depende do grupo de características previamente selecionadas para serem consideradas na fase "Extração de características".

Os tipos de mapeamento disponíveis no sistema são "Todos os Pixels da Matriz Binária", "Borda Externa", "Borda Interna", "Borda Diagonal Interna (direita/esquerda)" e "Borda Diagonal Interna (esquerda/direita)". A sequência de pixels cinza na Figura III representa cada tipo de mapeamento.

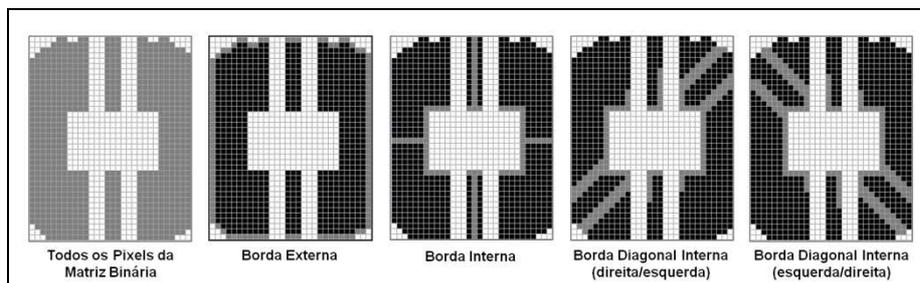


Figura III. Tipos de mapeamento da imagem disponíveis no sistema

O conjunto de listas de graus de evidência obtido nessa fase é considerado como entrada do processo de extração de características.

3.2 Extração de Características

A fase "Extração de características" consiste em agrupar características mapeadas na terceira fase e transformá-las em conjuntos de dados expressos em graus de evidência de forma que eles possam ser transmitidos e recebidos pela fase "Reconhecimento da imagem".

Como no processo de reconhecimento as características do caractere desempenham um papel fundamental, escolhemos as características com base nos estudos das técnicas de Grafologia e Grafoscopia [2][14] como "direção e valores curvilíneos" para compor o processo de extração de características.

As características disponíveis no sistema para serem extraídas são "Segmentos de Reta Verticais", "Segmentos de Reta Horizontais", "Histograma: Todos os Pixels da Matriz Binária", "Histograma: Borda Externa Superior", "Histograma: Borda Externa", "Histograma: Borda Interna", "Histograma: Borda Diagonal Interna (direita/esquerda)", "Histograma: Borda Diagonal Interna (esquerda/direita)", "Histograma: Cores da Imagem", "Histograma: Cores da Imagem por Coluna", "Histograma: Componente Principal",

"Histograma: Autovalores do Componente Principal" como apresentado na segunda camada da arquitetura do sistema, Figura II.

Para as primeiras duas características, "Segmentos de Reta Verticais" e "Segmentos de Reta Horizontais", o sistema usa RNAPs para identificar os segmentos de reta verticais e horizontais da imagem e transformá-los em graus de evidência.

Para as demais características, os grupos de graus de evidência obtidos na fase "Mapeamento da imagem em graus de evidência" são ordenadamente agrupados de modo que representem alguns histogramas da imagem conforme exemplificado na Figura IV.

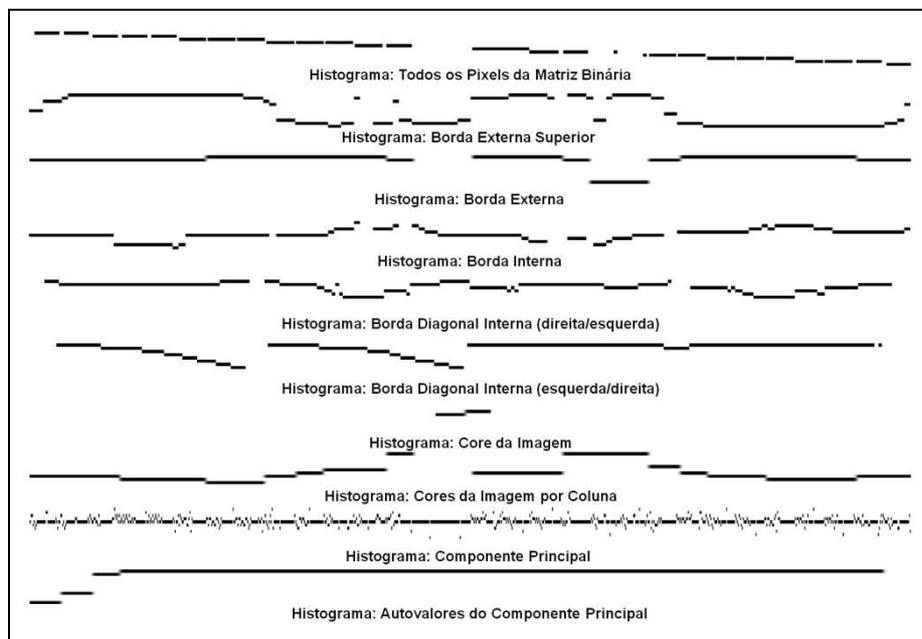


Figura IV. Histogramas da imagem criados pelo sistema na quarta fase

No final desse processo, teremos listas de graus de evidência que representam cada uma das características extraídas da imagem para compor a entrada da fase "Reconhecimento da imagem".

3.3 Reconhecimento da Imagem

No processo de reconhecimento, os graus de evidência obtidos da fase "Extração de características" são comparados com os graus de evidência de cada caractere padrão, ou seja, um processamento paraconsistente é realizado para cada caractere padrão e o resultado calculado representa o grau de evidência de reconhecimento.

A fase "Reconhecimento da imagem" está dividida em duas partes: a) comparação entre as características do caractere padrão e as características do caractere apresentado (3ª camada, Figura II) e b) uma análise paraconsistente, que consiste em calcular um único grau de evidência através do algoritmo $\text{ParaExtr}_{\text{ctr}}$, que representa o grau de evidência de reconhecimento do caractere padrão (4ª camada, Figura II). O algoritmo $\text{ParaExtr}_{\text{ctr}}$, é um algoritmo capaz de diminuir gradualmente os efeitos de contradição em sinais de informação obtidos de uma base de dados incerta[7] a partir de Nós de Análise Paraconsistente (NAPs), que consiste em um algoritmo capaz de tratar e controlar sinais de informação imprecisos e contraditórios [8].

Na primeira parte, as características a serem consideradas dependem do grupo de características previamente selecionadas na fase "Extração de características". Para as características "Segmentos de Reta Verticais" e "Segmentos de Reta Horizontais" utilizamos uma RNAP para comparar as características entre o caractere padrão e caractere apresentado. Para as demais características (histogramas) utilizamos um NAP para calcular a distancia entre os valores do histograma do caractere padrão com os valores do histograma do caractere apresentado e, o algoritmo $\text{ParaExtr}_{\text{ctr}}$, para calcular um único grau de evidência para cada histograma. Na segunda parte, os graus de evidência de reconhecimento das características são analisados conforme mostra a Figura V.

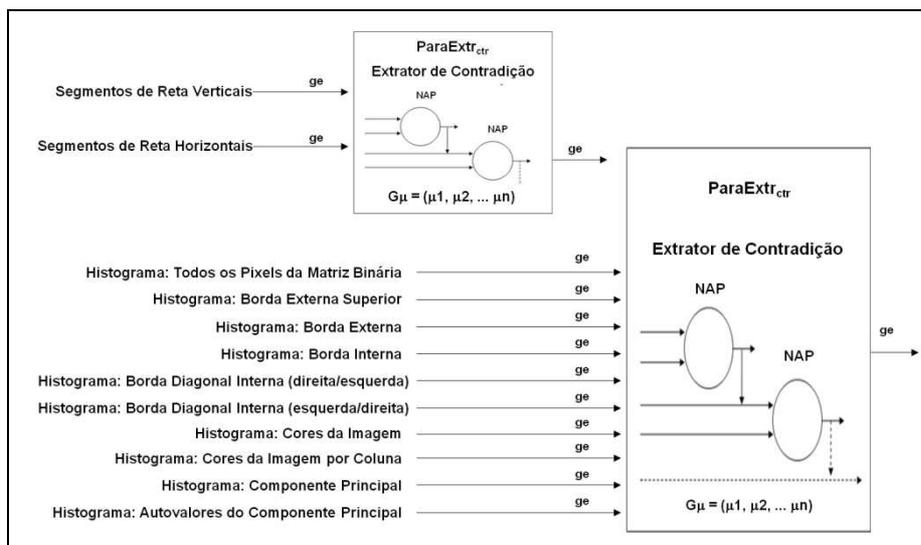


Figura V. Arquitetura da análise paraconsistente

No final desse processo cada caractere padrão terá um único grau de evidência de reconhecimento. O caractere padrão com maior grau de evidência representa o caractere reconhecido e, o caractere padrão com menor grau de evidência representa o caractere descartado pelo sistema (4ª camada, Figura II).

4 Resultados

O desempenho do sistema foi avaliado com dados reais de lotes de cheques bancários brasileiros e caracteres numéricos manuscritos digitalizados.

O melhor desempenho do sistema para ambos os tipos de caracteres, CMC7 e caracteres numéricos manuscritos, foi obtido considerando apenas as seguintes características: "Histograma: Borda Externa", "Histograma: Borda Diagonal Interna (direita/esquerda)" e "Histograma: Borda Diagonal Interna (esquerda/direita)".

O melhor teste realizado pelo sistema com caracteres do tipo CMC7 utilizando uma amostra de 1.930 caracteres apresentou 97,77% de acertos. A quantidade de acertos, erros e valores de Sensibilidade, Especificidade e Acurácia desse teste são apresentados na Tabela I para cada caractere do tipo MICR.

Tabela I. Resultados obtidos no teste com caracteres do tipo CMC-7

Características selecionadas para o teste: "Histograma: Contorno Externo", "Histograma: Contorno Diagonal Interno (direita para esquerda)" e "Histograma: Contorno Diagonal Interno (esquerda para direita)"							
Caractere	Amostra	Erros	Acertos	% Acertos	Sensibilidade	Especificidade	Acurácia
0	436	1	435	99,77	0,998	0,994	0,995
1	264	3	261	98,86	0,989	1,000	0,998
2	122	2	120	98,36	0,984	1,000	0,999
3	153	1	152	99,35	0,993	0,998	0,998
4	152	1	151	99,34	0,993	1,000	0,999
5	190	17	173	91,05	0,911	1,000	0,991
6	111	2	109	98,20	0,982	0,993	0,993
7	98	1	97	98,98	0,989	1,000	0,999
8	146	1	145	99,31	0,993	0,999	0,999
9	102	4	98	96,08	0,961	0,996	0,994
{	78	9	69	88,46	0,885	1,000	0,995
}	39	0	39	100,00	1,000	0,994	0,994
[39	1	38	97,44	0,974	1,000	0,999
Total	1,930	2.23%	97.77%				

O melhor teste realizado pelo sistema com caracteres numéricos manuscritos utilizando uma amostra de 1.050 caracteres apresentou 91,14% de acertos. A quantidade de acertos, erros e valores de Sensibilidade, Especificidade e Acurácia são apresentados na Tabela II para cada caractere numérico manuscrito.

Tabela II. Resultados obtidos no teste com Caracteres Numéricos Manuscritos

Características selecionadas para o teste: "Histograma: Contorno Externo", "Histograma: Contorno Diagonal Interno (direita para esquerda)" e "Histograma: Contorno Diagonal Interno (esquerda para direita)"							
Caractere	Amostra	Erros	Acertos	% Acertos	Sensibilidade	Especificidade	Acurácia
0	109	0	109	100,00	1,00	0,991	0,992
1	92	30	62	67,39	0,674	0,997	0,969
2	121	4	117	96,69	0,967	0,985	0,983
3	134	13	121	90,30	0,903	0,993	0,982
4	85	9	76	89,41	0,894	0,996	0,988
5	103	24	79	76,70	0,767	0,997	0,974
6	104	1	103	99,04	0,990	0,972	0,974
7	88	1	87	98,86	0,989	0,991	0,990
8	116	7	109	93,97	0,940	0,981	0,976
9	98	4	94	95,92	0,959	0,998	0,994
Total	1.050	8,86%	91,14%				

5 Conclusão

O sistema computacional apresentado nesse trabalho para reconhecer caracteres com um padrão predeterminado (como por exemplo, caracteres do tipo CMC7) e caracteres numéricos manuscritos através do uso das RNAPs, reconheceu 97,77% dos caracteres do tipo CMC7 apresentados e, 91,14% dos caracteres numéricos manuscritos apresentados. Os bons resultados obtidos nos encoraja a aplicar essas ideias em temas correlatos em reconhecimento de padrões.

Referências

1. Abe, J.M., *Fundamentos da Lógica Anotada*. Tese. Faculdade de Filosofia, Letras e Ciências Humanas, Universidade de São Paulo. São Paulo, Brasil, 98 pp, 1992.
2. Abe, J.M., Some Aspects of Paraconsistent Systems and Applications. *Logique et Analyse*, v. 157, 83-96, 1997.

3. Abe, J.M., Lopes, H.F.S. & R. Anghinah, Paraconsistent Artificial Neural Network and Alzheimer Disease: A Preliminary Study. *Dementia & Neuropsychologia*, vol. 3, 241-247, 2007.
4. Abdleazeem, S. & E. El-Sherif, Arabic handwritten digit recognition. *International Journal of Document Analysis and Recognition (IJ DAR)*, Springer-Verlag, vol. 11(3), 127-141, 2008.
5. Amend, K. & M.S. Ruiz, *Handwriting Analysis: The Complete Basic Book*. Franklin Lakes, NJ, 1980.
6. Bortolozzi, F., Britto Jr, A.S., L.E.S. Oliveira & M. Morita, Recent Advances in Handwriting Recognition. In: Umapada Pal; Swapan K. Parui; Bidyut B. Chaudhuri. (Org.). *Document Analysis*, Chennai, 1-30, 2005.
7. Da Silva Filho, J.I., Paraconsistent algorithm extractor of contradiction's effects - ParaExtr_{ctr} (in Portuguese). *Seleção Documental*, Santos, vol. 15, 21-25, 2009.
8. Da Silva Filho, J.I., Lambert-Torres, G. & J.M. Abe, Uncertainty Treatment Using Paraconsistent Logic – Introducing Paraconsistent Artificial Neural Networks. *IOS Press*, Holanda, 211, 328, 2010.
9. Fujisawa, Y., Shi, M., T. Wakabayashi & F. Kimura, Handwritten Numeral Recognition Using Gradient and Curvature of Gray Scale Image. *ICDAR '99, Proceedings of the Fifth International Conference on, India* , 277-280, 1999.
10. Haykin, S., *Neural Networks*. Toronto, McMaster University, 1994.
11. Lopes, H.F.S., J.M. Abe & R. Anghinah, Application of Paraconsistent Artificial Neural Networks as a Method of Aid in the Diagnosis of Alzheimer Disease. *Journal of Medical Systems*. Springer US vol. 34(6), 1073-1081, 2010.
12. Lopes, H.F.S., Abe, J.M., Kanda, P.A.M., Machado, S., Velasques, B., Ribeiro, P., Basile, L.F.H., R. Nitrini & R. Anghinah, Improved Application of Paraconsistent

- Artificial Neural Networks in Diagnosis of Alzheimer's Disease. *American Journal of Neuroscience*, Science Publications, vol. 2(1), 54-64, 2011.
13. Mario M.C., Abe, J.M., N. Ortega & M. Del Santo Jr., Paraconsistent Artificial Neural Network as Auxiliary in Cephalometric Diagnosis. *Artificial Organs*, Wiley Interscience, vol. 34(7), 215-221, 2010.
14. Mori, S., C.Y. Suen & K. Yamamoto, Historical Review of OCR research and Development. *Journals & Magazines*, IEEE Proceedings, vol. 80(7), 1029-1058, 1992.
15. Trier O.D., A.K. Jain & T. Taxt, Feature extraction methods for character recognition - a survey. *Pattern Recognit*, Norway, vol. 29(4), 641-662, 1996.

Sheila Souza - Bacharela em Sistemas de Informação pelo Centro Universitário Fundação Santo André. Desenvolveu projetos de pesquisa patrocinados pela FAPESP no Projeto Rede ANSP. Integrou a equipe de desenvolvimento dos Sistemas de Informações para Habitação Social – HABISP, adotados pela Secretaria Municipal de Habitação de São Paulo. Atualmente é mestranda na Faculdade de Medicina da Universidade de São Paulo e integra a equipe de Gerenciamento de Projetos e Análise de Requisitos da Prodesp na Secretaria da Fazenda de São Paulo.

Jair Minoro Abe - Bacharel e Mestre em Matemática, Doutor em Filosofia e Livre-Docente em Medicina, todos pela Universidade de São Paulo. Foi Professor Visitante ou Palestrista ocasional em instituições da América do Sul, Europa, México, Japão e Taiwan. Coordena um grupo de estudiosos em aplicações das lógicas paraconsistentes anotadas e coordena a Área de Lógica e Teoria da Ciência do Instituto de Estudos Avançados da USP. É Professor Titular da Universidade Paulista.

Sistema de frenagem de máquina de rotulagem com controle baseado na Lógica Paraconsistente Anotada Evidencial $E\tau$

Hélio Corrêa de Araújo¹

¹Engenharia da Produção, Instituto de Ciências Exatas e Tecnologia - Universidade

Paulista, São Paulo, Brasil

hhca@globo.com

Resumo. Neste trabalho apresenta-se o desenvolvimento de um sistema de frenagem, para máquinas de rotulagem em geral. Que utiliza a Lógica Paraconsistente Anotada Evidencial $E\tau$, como base no tratamento dos sinais e controle do sistema. Esse sistema é composto por um cilindro de freio eletromagnético, um sensor de ultrassom, um inversor de frequência, um controlador lógico programável (CLP), e uma placa de circuito impresso. Nessa placa fica acoplado um microcontrolador PIC, que faz o tratamento das informações vindas do sensor e do CLP. O sensor indica o tamanho da bobina de rótulo e o CLP indica a rotação do motor. Esse microcontrolador possui um software em sua memória baseado na Lógica Paraconsistente Anotada Evidencial $E\tau$, que faz o tratamento dos sinais vindos do sensor e do CLP, efetuando assim o cálculo do Grau de Certeza G_{ce} , para determinar com que intensidade será aplicada a frenagem no eixo de sustentação da bobina de rótulos.

Palavras-chave: Frenagem, Freio Eletromagnético, Lógica Paraconsistente Anotada Evidencial $E\tau$, Freio, Atuador.

Abstract. This work presents the development of a braking system for labeling machines in general. Who uses Annotated Paraconsistent Evidential Logic $E\tau$, based on signal

processing and control of the system. This system consists of an electromagnetic brake cylinder, an ultrasonic sensor, a frequency converter, a programmable logic controller (PLC), and a printed circuit board. This plate is attached a PIC microcontroller, which makes the processing of information coming from the sensor and PLC. The sensor indicates the size of the label coil and the PLC indicates the engine speed. This microcontroller has in his memory a software based on Annotated Paraconsistent Evidential Logic $E\tau$, what does the processing of signals from the sensor and PLC, thus making the calculation of the degree of certainty G_{ce} to determine how hard braking will be applied on axis of the label coil support.

Keywords: Braking, Electromagnetic brake, Annotated Paraconsistent Evidential Logic $E\tau$, Brake, Actuator.

1 Introdução

O processo de produção sofre atrasos frequentes, principalmente por apresentar sua linha de produção montada em estágios subsequentes. Segundo [17] atrasos ocorrem por falha operacional ou por necessidade de manutenção dos equipamentos, caso particular da produção de refrigerantes envasados em garrafas de politereftalato de etileno (PET). O primeiro estágio da produção define o formato da garrafa (PET), que se trata de um tubo plástico (pré-forma) que é aquecido, colocado em um molde e após receber uma carga de ar, toma a forma final. O equipamento utilizado nesse processo é denominado sopradora. No segundo estágio a garrafa recebe o rótulo do produto em um equipamento denominado rotuladora e no terceiro estágio o líquido é inserido na garrafa em um equipamento denominado enchedora.

Em levantamento de campo das paradas em um período de 30 dias conforme mostra a Tabela I, constatou-se que a máquina que apresenta nível mais elevado de problemas é a

rotuladora. Esse número excessivo de paradas acontece devido à frenagem incorreta da bobina de rótulos.

Tabela I. Média de paradas diárias dos equipamentos

	<i>Sopradora</i>	<i>Rotuladora</i>	<i>Enchedora</i>
Paradas diárias (período de 30 dias)	17	70	31

Esse levantamento indica que a rotuladora tem papel determinante na eficiência da produção, por sofrer um número mais elevado de interrupções em comparação ao número de interrupções dos demais equipamentos.

Devido a essa condição esse estudo dará enfoque à automatização do sistema de frenagem aplicado ao eixo da bobina de rótulos contido na máquina rotuladora. A automatização será feita através da aplicação de uma tensão elétrica que poderá variar de 110 a 220 volts, em um componente eletromagnético, cuja função será realizar a frenagem do eixo. O tratamento das informações será feito com um software de monitoramento que, se valerá da aplicação dos conceitos da Lógica Paraconsistente Anotada Evidencial Et, para a tomada de decisão. Neste caso, decidir se o componente eletromagnético deverá realizar a frenagem com maior ou menor intensidade. Após a mudança do processo original, que não envolve um controle de frenagem automático espera-se reduzir a número de interrupções na etapa de rotulagem aumentando a eficiência do sistema.

2 Objetivo

Esse trabalho tem como objetivo a automatização do sistema de frenagem de uma máquina usada para colocar rótulo em garrafas PET. Tentando assim reduzir o número excessivo de paradas.

3 Rotuladora

Equipamento utilizado no segundo estágio em uma linha de produção de refrigerantes

Figura 1 Erro! Fonte de referência não encontrada..

Itens que compõe a máquina Rotuladora:

1. Bobina de rótulo; possui os rótulos a serem colocados na garrafa;
2. Eixo do suporte da bobina; onde a frenagem será executada;
3. Tambor; responsável por transferir o rótulo com cola para a garrafa;
4. Garrafa sem rótulo;
5. Garrafa após ser rotulada.

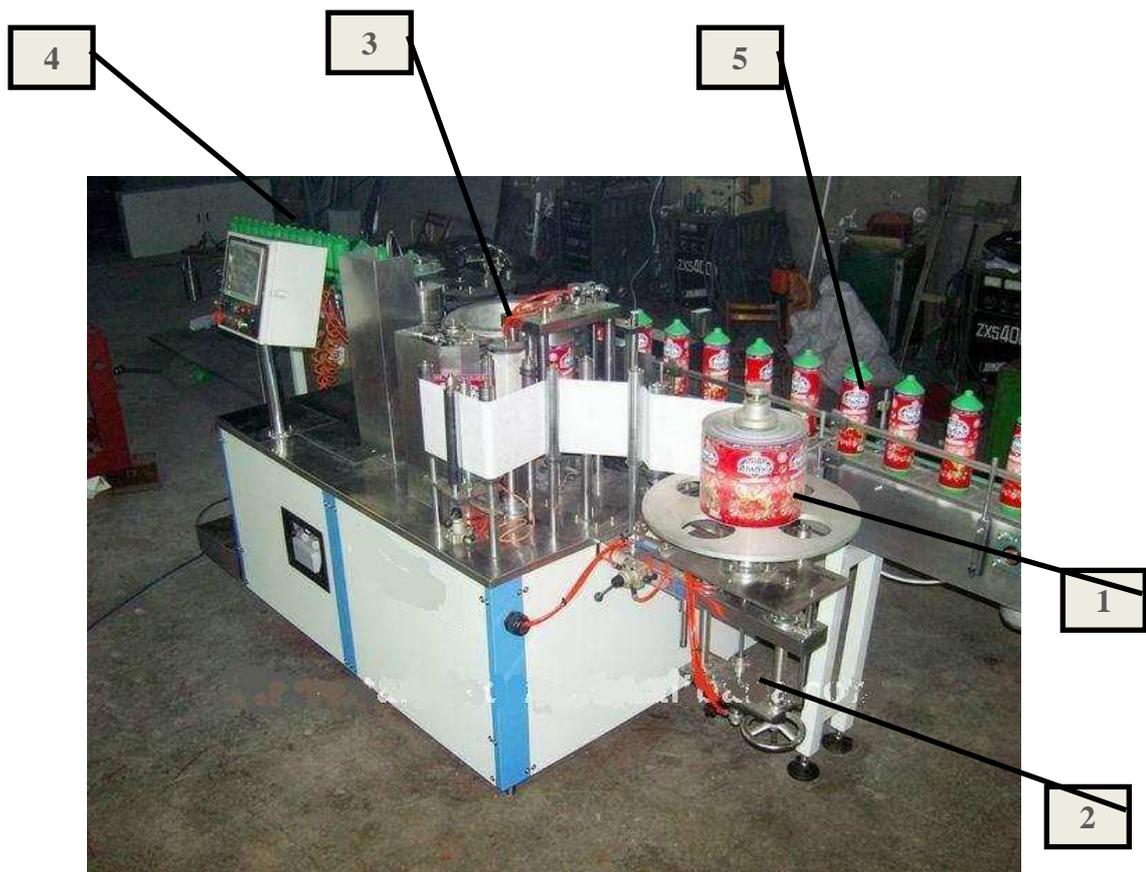


Figura 1. Rotuladora [47]

4 Enchedora

Equipamento utilizado no terceiro estágio em uma linha de produção de refrigerantes

Figura II.

Itens que compõe a máquina Enchedora:

1. Transporte aéreo; condução das garrafas através de trilhos até a roda de enchimento;
2. Roda de enchimento; envasar líquido na garrafa;
3. Esteira de transporte; transportar garrafas cheias até o empacotamento.

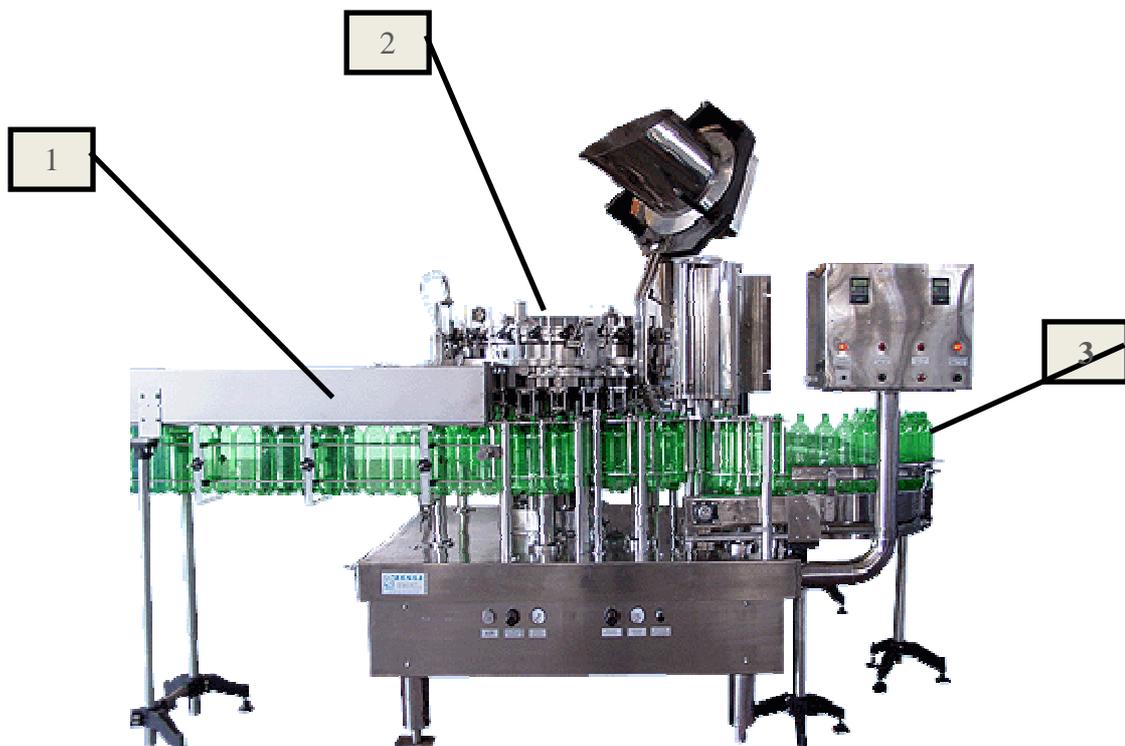


Figura II. Enchedora de garrafas PET [47]

5 Materiais e Métodos

Para o desenvolvimento dessa pesquisa iniciou-se uma revisão da bibliografia disponível sobre o assunto, o que permitiu coletar dados e informações que deram base ao projeto e construção do sistema na forma de um protótipo. Modelando os componentes que fazem

parte da placa de circuito impresso e a ligação desta ao microcontrolador e periféricos. O sistema desenvolvido conta com: CLP, inversor de frequência, disco de freio eletromagnético, um sensor, uma central microcontrolada e software de monitoramento embarcado no microcontrolador da placa de circuito impresso Figura III.

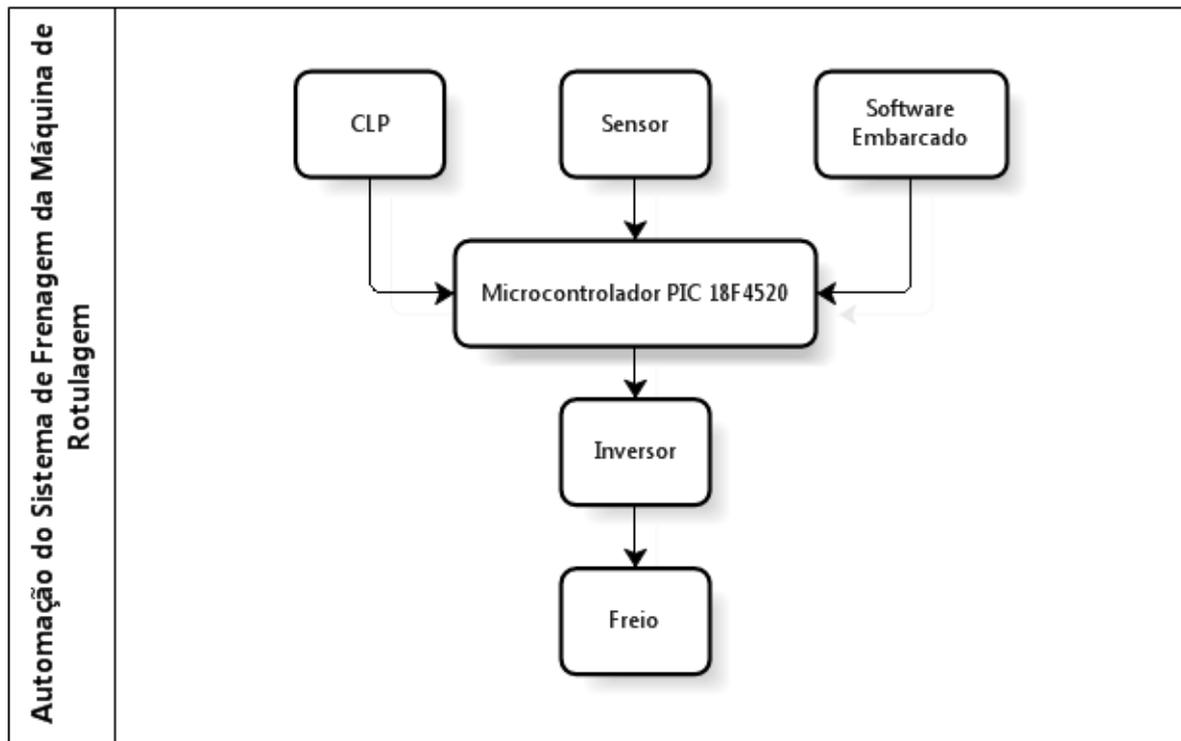


Figura III. Diagrama do Sistema de Frenagem

O sensor verifica o tamanho da bobina de rótulos a cada 5 ms e o CLP verifica a rotação do motor da máquina de rotulagem também a cada 5 ms. O resultado da leitura do sensor e do CLP são enviados através de sinais elétricos ao microcontrolador que os utiliza como evidência favorável e evidência desfavorável no algoritmo para-analisador. A decisão gerada pelo algoritmo é enviada para o inversor de frequência que, determinará a intensidade da frenagem no eixo da bobina de rótulos.

A partir da definição do projeto construiu-se o protótipo.

A validação do protótipo foi realizada, confrontando-se dados da produção com a máquina de rotulagem manual que existe na fábrica de estudo com o novo sistema de frenagem.

6 Estudo de Caso

O estudo de caso foi realizado em uma fábrica de refrigerantes real que contribui com apoio financeiro e com sua estrutura para realização dos testes. Por opção da empresa seu nome não pode ser revelado neste trabalho por critérios de sigilo industrial.

7 Funcionamento da Máquina de Rotulagem antes da Automação

Na medida em que a bobina de rótulos vai sendo consumida é necessário aplicar uma frenagem com maior intensidade sobre o eixo de sustentação da bobina de rótulos, para que não ocorra um desalinhamento do rótulo Figura V.

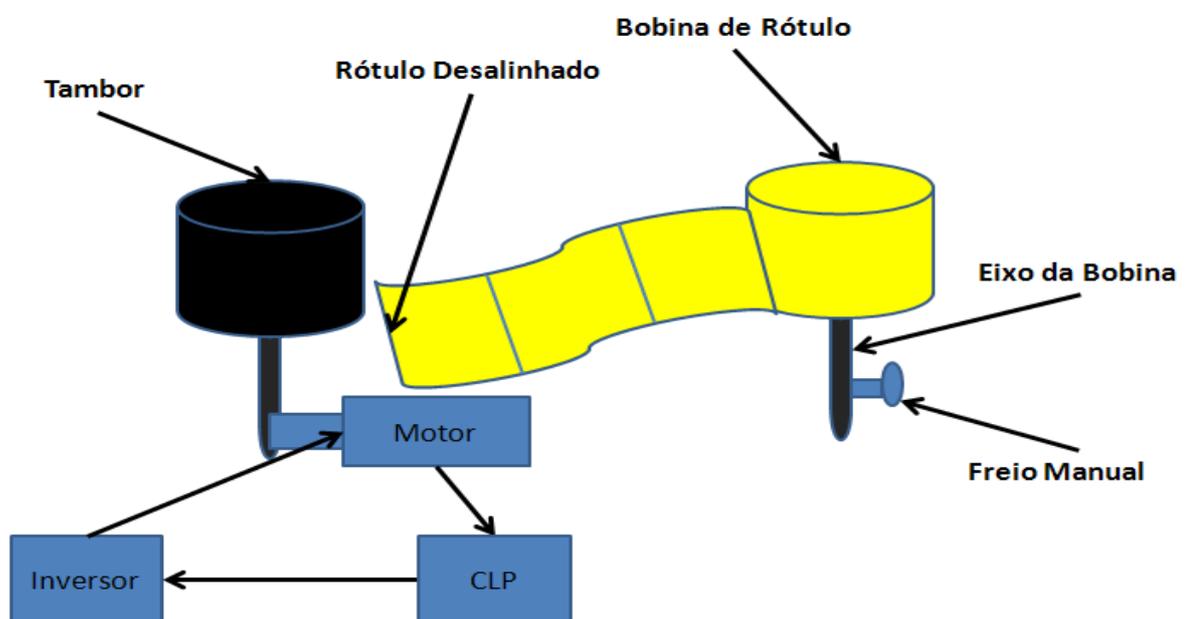


Figura IV. Situação em que a máquina se encontra com o rótulo desalinhado

Nos equipamentos que utilizam freio manual a possibilidade de ocorrer um erro operacional, por parte do operador humano pode causar a interrupção da produção. O operador conta somente com sua experiência operacional para definir a intensidade da

frenagem empregada sobre o eixo de sustentação da bobina de rótulos. Um erro comum é girar a roldana (item 1 da Figura V) além do limite necessário, gerando uma tensão excessiva sobre a bobina de rótulos, tal situação pode romper o rótulo.

7.1 Equipamento Utilizado no Sistema de Freio Manual

Itens que compõe a sistema de freio manual:

1. Roldana; usada pelo operador para aumentar ou diminuir a pressão da pastilha no eixo da bobina de rótulo;
2. Pastilha de freio;
3. Eixo de sustentação da bobina de rótulos.

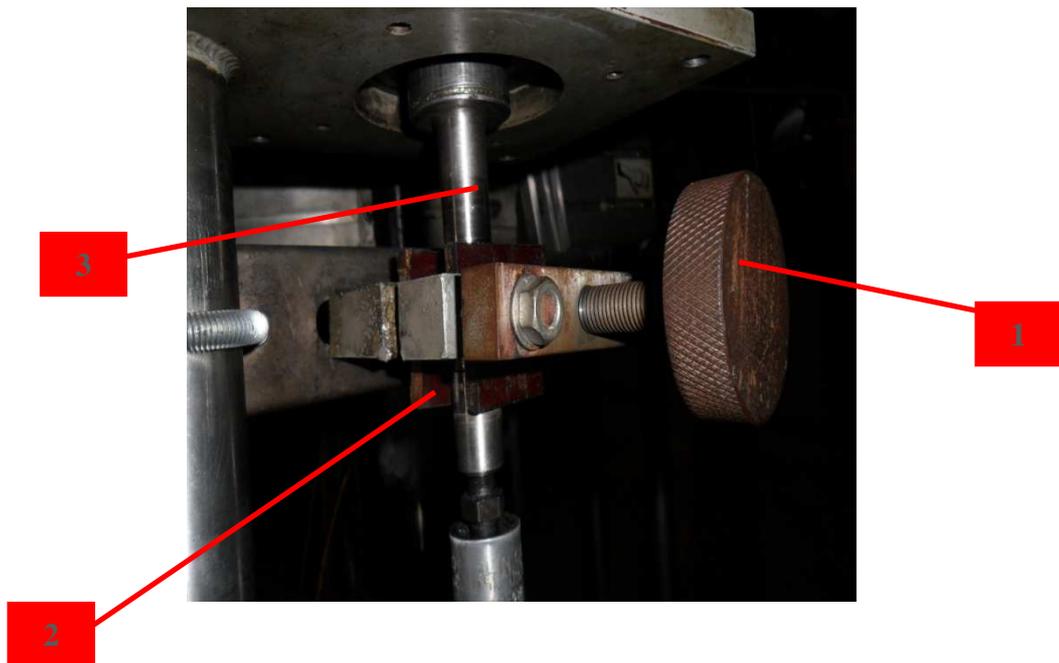


Figura V. Sistema de Frenagem Manual

8 Levantamento do Histórico de Produção

A Tabela II mostra dados da produção usando o freio manual, essa amostra foi coletada por um período de 30 dias, período compreendido entre: 01/03/2011 á 30/03/2011.

Tabela II. Dados da Produção usando Freio Manual

<i>Data</i>	<i>Númers Paradas</i>	<i>Tempo Parado (minuto)</i>	<i>Perda Garrafa</i>	<i>Perda Rótulo (unidade)</i>
01/3/2011	85	32	1	55
02/3/2011	73	13	1	12
03/3/2011	52	10	-	8
04/3/2011	55	12	-	13
05/3/2011	47	9	1	14
06/3/2011	52	8	-	10
07/3/2011	54	7	-	18
08/3/2011	62	12	1	25
09/3/2011	43	10	-	8
10/3/2011	38	5	-	10
11/3/2011	38	6	-	11
12/3/2011	45	5	-	13
13/3/2011	58	12	-	8
14/3/2011	48	9	1	10
15/3/2011	53	15	1	4
16/3/2011	48	23	-	13
17/3/2011	50	12	1	10
18/3/2011	40	9	-	8
19/3/2011	38	23	-	11
20/3/2011	42	19	1	6
21/3/2011	38	17	1	6
22/3/2011	38	15	1	12
23/3/2011	38	13	-	15
24/3/2011	43	13	-	12
25/3/2011	53	9	-	14
26/3/2011	53	13	1	23
27/3/2011	45	13	1	24
28/3/2011	35	6	4	12
29/3/2011	53	10	2	4
30/3/2011	48	12	-	5
Total	1465	372	18	394

9 Desenvolvimento do Software de Controle da Frenagem

O sistema de frenagem se divide em três etapas:

- Fonte de Informação CLP;
- Fonte de Informação Sensor;
- Cálculo do módulo do grau de certeza.

10 Leitura do CLP

Para determinar a frenagem a ser aplicada no eixo de sustentação da bobina rótulos pelo disco de freio, serão analisadas três proposições:

1. “motor em alta rotação”;
2. “bobina pequena”;
3. “a intensidade da frenagem é alta”.

Proposição 1: Motor em alta rotação

Para a leitura da rotação do motor a tarefa será dividida em duas partes:

- Chamada de tempo um (t_1)
- Chamada de tempo dois (t_2), onde $t_2 = t_1 + t$ e $t = 5$ ms.

Em t_1 , o CLP indica na sua saída y8, um sinal analógico que varia de 0 Volts a 5 volts, indicando a rotação do motor. O microcontrolador envia um sinal de nível lógico 1, através do pino P26 ao CLP, ao perceber o sinal na entrada x8, o CLP através da saída Y8 envia um sinal analógico ao pino P25 do microcontrolador.

Ao perceber um sinal no pino P25, o microcontrolador interrompe o seu processamento para atender a chamada externa. O valor recebido no pino P25 é guardado por uma variável chamada de Evidência Favorável a proposição $p =$ ”motor em alta rotação” μ_2 , Figura VI.

Após fazer a leitura da primeira variável (μ_2) é contado um tempo de 5 ms, para efetuar a leitura da segunda variável (λ_2).

Em t_2 , o CLP indica na sua saída y_8 , um sinal analógico que varia de 0 Volts a 5 volts, indicando a rotação do motor. O microcontrolador envia um sinal de nível lógico 1, através do pino P26 ao CLP, ao perceber o sinal na entrada x_8 , o CLP através da porta Y8 envia um sinal analógico ao pino P25 do microcontrolador.

Ao perceber um sinal no pino P25, o microcontrolador interrompe seu processamento para atender a chamada externa. O valor recebido no pino P25 é guardado por uma variável chamada de Evidência Desfavorável a proposição $p = \text{"motor em alta rotação"}$ λ_2 , Figura VI.

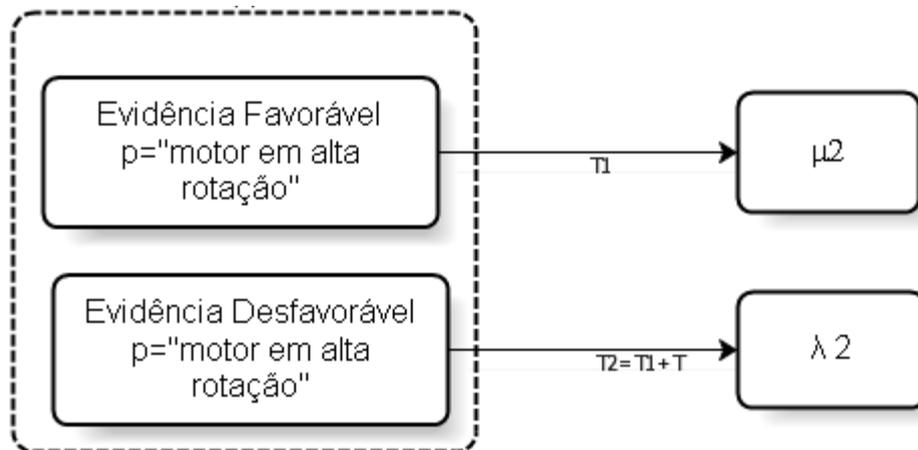


Figura VI. Fonte de Informação CLP

11 Leitura do Sensor

A informação gerada pelo sensor permite determinar o tamanho da bobina.

Proposição 2: Bobina pequena

Para a leitura do tamanho da bobina, a tarefa será dividida em duas partes:

- Chamada de tempo um (t_1)
- Chamada de tempo dois (t_2), onde $t_2 = t_1 + t$ onde $t = 5$ ms.

Em t_1 , o sensor faz a leitura, o microcontrolador envia um sinal de nível lógico 0, através do pino P18, ao perceber o sinal no pino P18, um temporizador é disparado internamente no microcontrolador.

O microcontrolador envia um sinal lógico 1, através do pino 18 que está conectado ao pino INIT do sensor, quando o sensor recebe o sinal nível lógico 1, envia um sinal ultrassônico na faixa de 40Khz.

O sensor através do pino ECHO fica aguardando o sinal de retorno, mantendo o nível lógico do pino em 0. Quando o pino ECHO do sensor perceber o sinal de retorno, o seu nível lógico passará para 1. O pino ECHO do sensor está conectado ao pino P23 do microcontrolador, quando o microcontrolador percebe o sinal lógico 1 nesse pino, interrompe o seu processamento para atender a chamada externa, nesse momento o contador deixa de ser incrementado. O tempo armazenado no contador é guardado por uma variável chamada de Evidência Favorável μ_1 , Figura VII .

Após fazer a leitura da primeira variável (μ_1) é contado um tempo de 5 ms, para efetuar a leitura da segunda variável (λ_1).

No t_2 , o sensor faz a leitura, o microcontrolador envia um sinal de nível lógico 0, através do pino P18, ao perceber o sinal no pino P18, um temporizador é disparado internamente no microcontrolador.

O microcontrolador envia um sinal lógico 1, através do pino P18 que está conectado ao pino INIT do sensor, quando o sensor recebe o sinal nível lógico 1, envia um sinal ultrassônico na faixa de 40Khz.

O sensor através do pino ECHO fica aguardando o sinal de retorno, mantendo o nível lógico do pino em 0. Quando o pino ECHO do sensor perceber o sinal de retorno, seu nível lógico passará para 1. O pino ECHO do sensor está conectado ao pino P23 do microcontrolador, quando o microcontrolador percebe o sinal lógico 1 nesse pino ele

interrompe o seu processamento para atender uma chamada externa, nesse momento o contador deixa de ser incrementado. O tempo armazenado no contador é guardado por uma variável chamada de Evidência Desfavorável λ_1 , Figura VII.

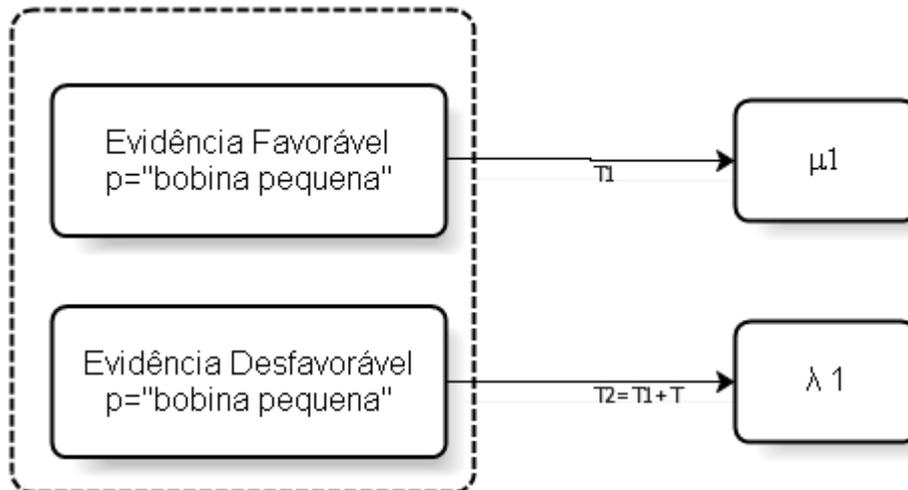


Figura VII. Fonte de Informação do Sensor

Feita a leitura de grau de evidência favorável e do grau de evidência desfavorável da segunda proposição será calculado o grau de certeza G_{ce} , da terceira proposição.

11.1 Cálculo do Grau de Certeza

Proposição 2: A intensidade da frenagem é alta

Como evidências para essa proposição, serão utilizadas a maximização das evidências favoráveis e a minimização das evidências desfavoráveis, das fontes de informação anteriores (proposições 1 e 2). A partir dessas informações será possível calcular o grau de certeza, incerteza, indeterminação e o grau de paracompleteza.

O microcontrolador através do pino P1, envia o resultado do módulo do G_{ce} no formato analógico ao inversor de frequência. O inversor ao perceber o sinal na entrada X11, converterá esse sinal em uma frequência, aplicada na alimentação do disco de freio

eletromagnético, fazendo com que a frenagem aplicada no eixo da bobina aumente ou diminua, dependendo do valor do G_{ce} .

A Figura VIII **Erro! Fonte de referência não encontrada.** apresenta o esquema completo da lógica de programação usado no algoritmo para determinar a frenagem a ser aplicada à máquina.

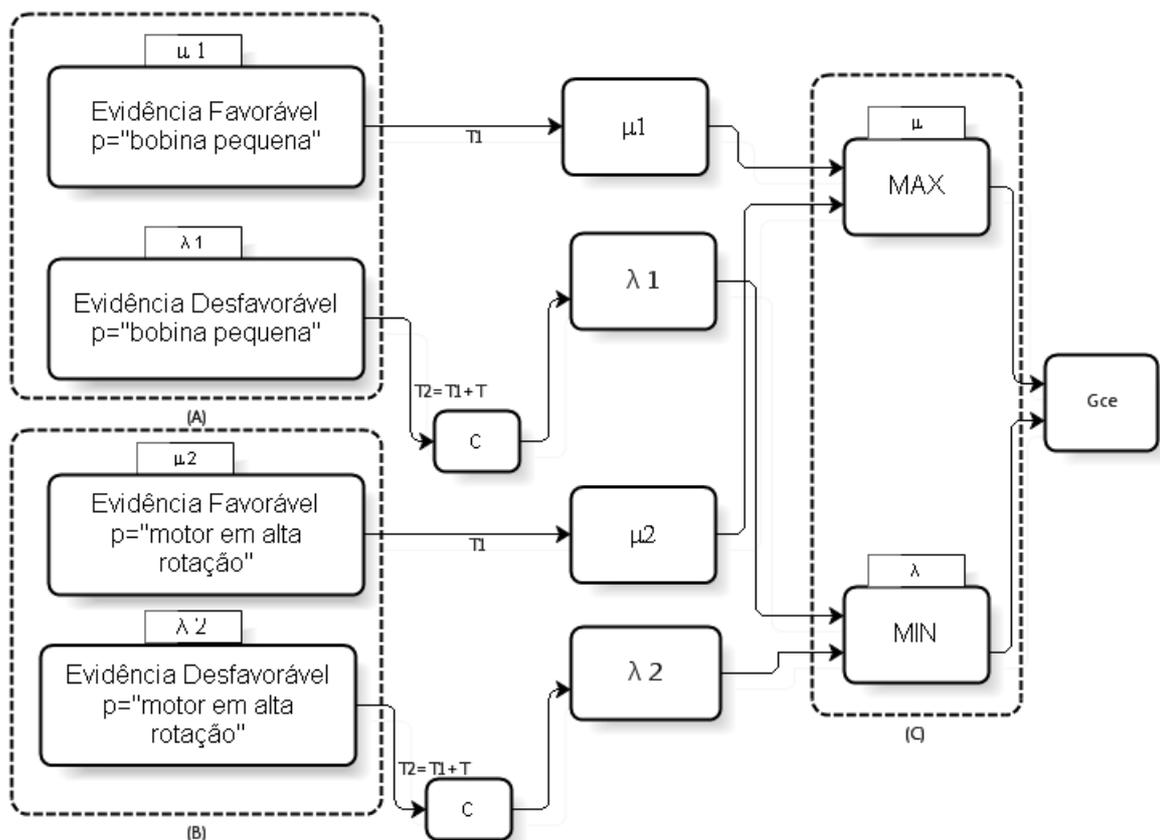


Figura VIII. Esquema da Lógica de Programação

A Figura IX mostra o esquema da máquina com os seus devidos componentes posicionados estrategicamente: tambor, motor, bobina, freio, inversor de frequência, controlador lógico programável e sensor.

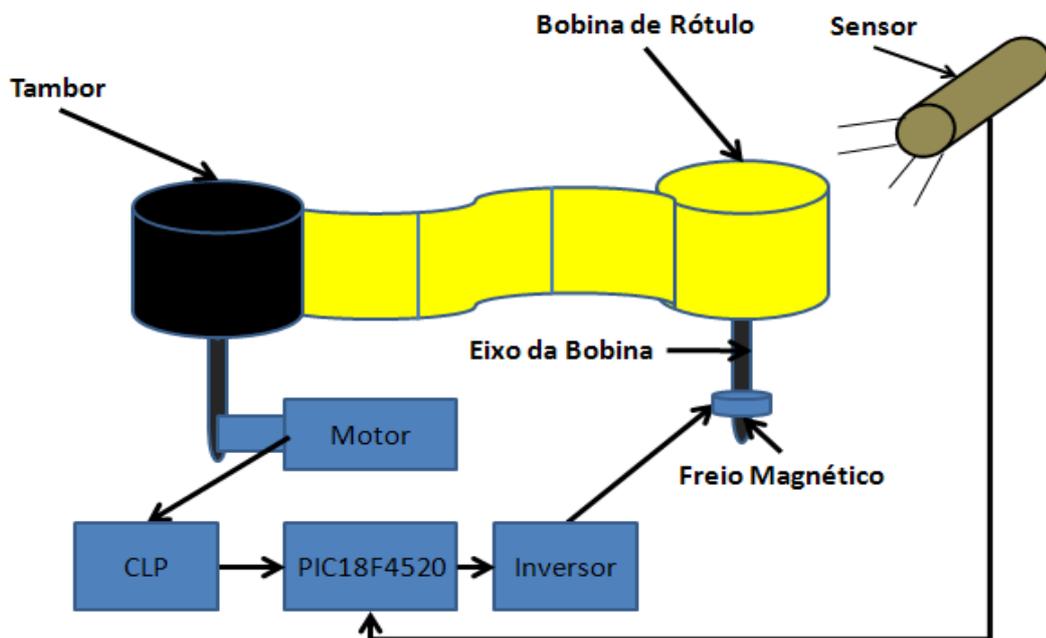


Figura IX. Esquema Completo da Máquina

11.2 Exemplificação de Situações Onde a Frenagem no Eixo da Bobina foi Aplicada

Primeira situação:

Após fazer a leitura da rotação do motor, será verificado se $\mu_2 = 0$, se verdadeiro calcular o G_{ce} da primeira proposição $p = \text{“motor em alta rotação”}$. Nesse caso o motor está parado, Figura X.

Motor: $\mu_2 = 0$ e $\lambda_2 = 1$;

$$G_{ce} = |(\mu - \lambda) = (0 - 1)| = 1$$

Nessa situação é calculado o G_{ce} , devido μ_2 ser igual a zero e aplicada uma frenagem 1.0, numa escala que varia de 0 a 1, ou seja, a frenagem deve ser máxima.

Nesse caso é aplicada uma frenagem 0.6, numa escala que varia de 0 a 1. Como a bobina é pequena e o motor encontra-se em alta rotação há uma compensação entre ambos, portanto, a frenagem aplicada pode ser considerada mediana.

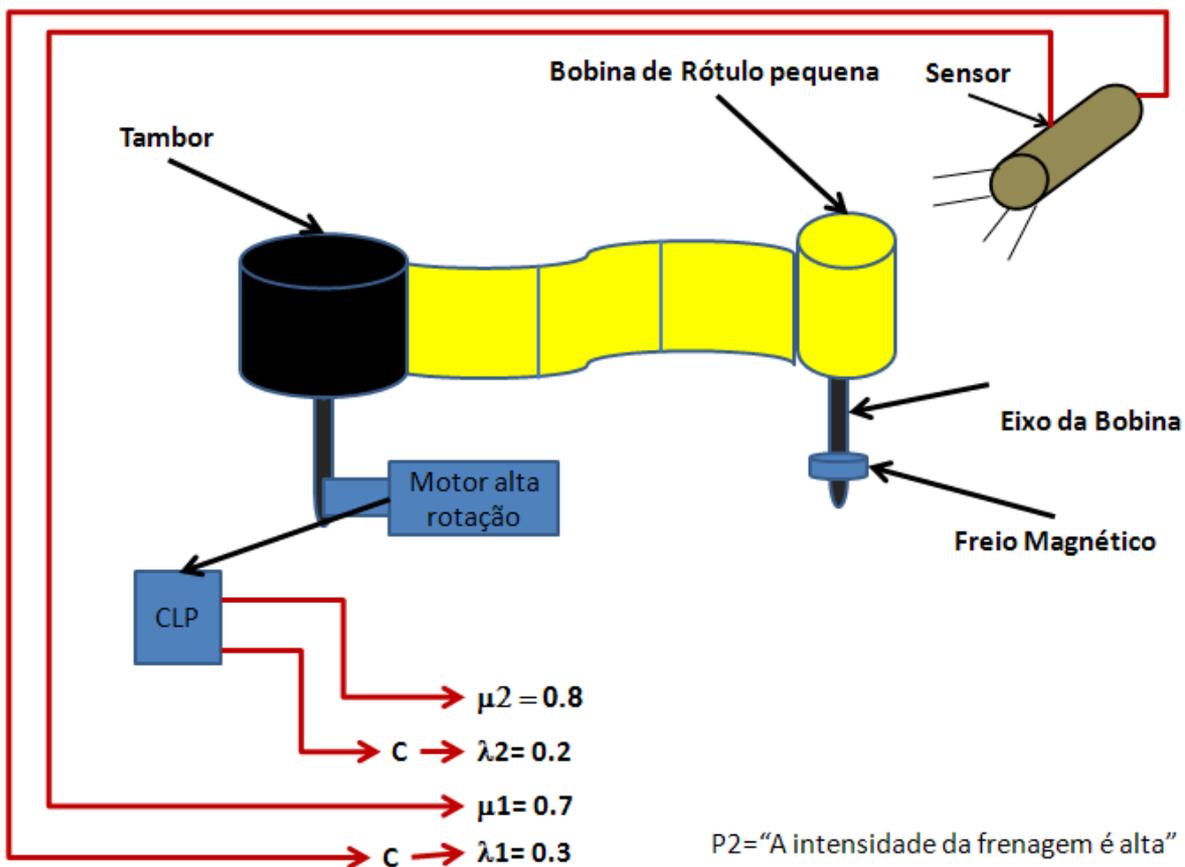


Figura XI. Motor em alta Rotação e Bobina Pequena

Terceira situação:

O motor em baixa rotação e a bobina grande Figura XII.

Motor: $\mu_2 = 0.1$ e $\lambda_2 = 0.9$;

Sensor: $\mu_1 = 0.2$ e $\lambda_1 = 0.8$;

Maximização: $\mu_1 = 0.2$;

Minimização: $\lambda_1 = 0.8$;

$G_{ce} = |(\mu - \lambda) = (0.2 - 0.8)| = 0.6$

Nesse caso é aplicada uma frenagem 0.6, numa escala que varia de 0 a 1. Como a bobina é grande e o motor encontra-se em baixa rotação há uma compensação entre ambos, portanto, a frenagem aplicada pode ser considerada mediana.

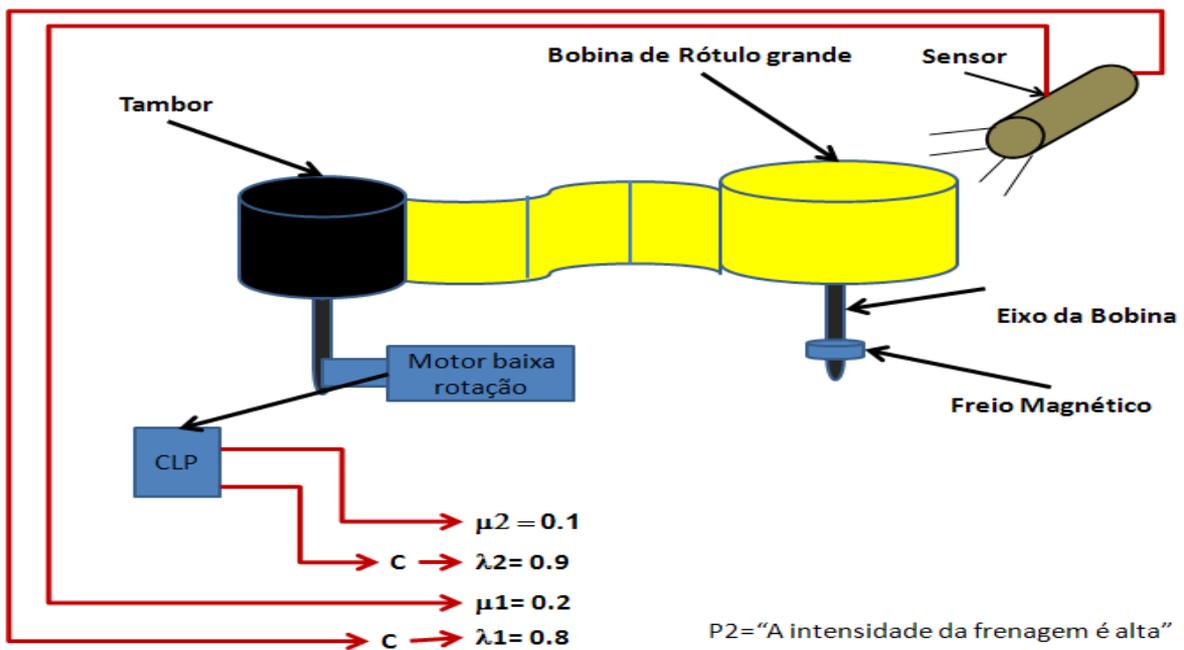


Figura XII. Motor em baixa Rotação e Bobina Grande

A intensidade da frenagem será determinada pela combinação de fatores, tamanho da bobina versus rotação do motor.

A Figura XIII mostra o fluxograma, do software embutido no microcontrolador pic18F4520, para determinar a intensidade da frenagem a ser aplicada no eixo da bobina.

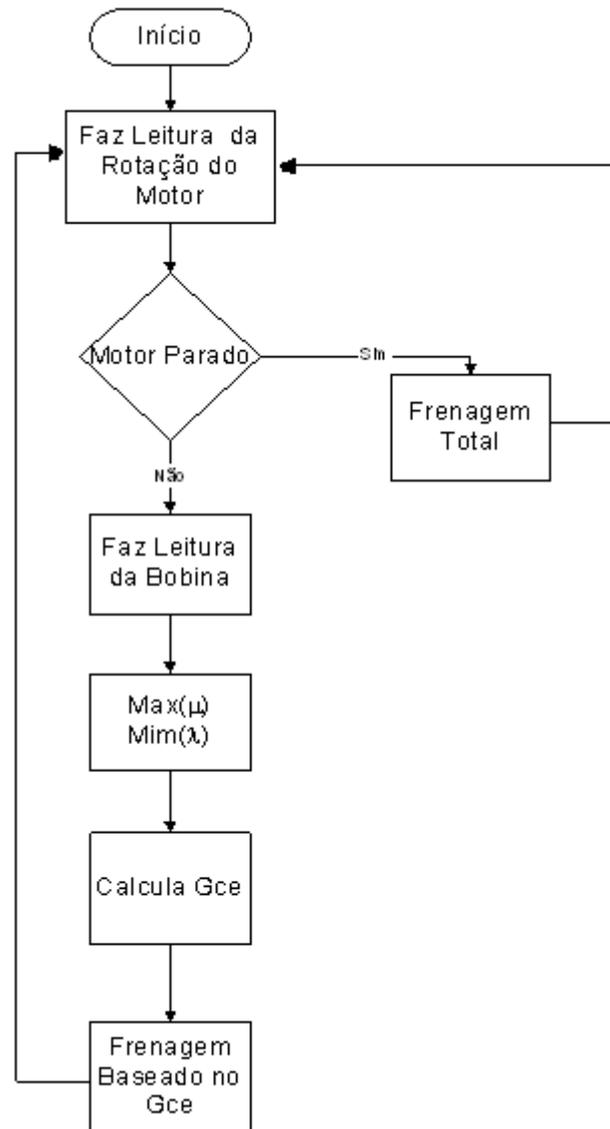


Figura XIII. Fluxograma do software desenvolvido para determinar a frenagem

12 Levantamento dos Dados de Produção Após a Automação da Máquina

Durante um período de 30 dias foram levantados o número de paradas da máquina rotuladora, o número de paradas, o tempo de parada, a perda de garrafas e a perda de rótulos Tabela III.

Tabela III. Dados da Produção Usando Freio Eletromagnético Maio 2011

Data	Número Paradas	Tempo Parado	Perda Garrafa	Perda Rótulo(unidade)
01/5/2011	80	30	-	5
02/5/2011	70	13	-	-
03/5/2011	45	8	-	18
04/5/2011	50	10	-	-
05/5/2011	45	9	1	1
06/5/2011	50	8	-	-
07/5/2011	40	7	-	-
08/5/2011	51	6	1	61
09/5/2011	40	9	-	-
10/5/2011	35	5	-	12
11/5/2011	35	4	-	-
12/5/2011	37	5	-	15
13/5/2011	49	6	-	-
14/5/2011	45	8	1	10
15/5/2011	33	12	1	4
16/5/2011	37	23	-	15
17/5/2011	31	12	-	-
18/5/2011	28	8	-	-
19/5/2011	35	23	-	18
20/5/2011	40	19	1	6
21/5/2011	38	17	1	6
22/5/2011	33	15	1	50
23/5/2011	21	12	-	-
24/5/2011	34	13	-	21
25/5/2011	50	8	-	-
26/5/2011	45	7	1	23
27/5/2011	28	13	1	53
28/5/2011	32	6	4	4
29/5/2011	40	5	2	4
30/5/2011	45	3	-	-
Total	1242	324	15	326

13 Resultados Máquina

Houve um ganho de produtividade da linha de produção em decorrência da diminuição em 15% da parada da máquina de rotulagem.

Tabela IV. Dados resumidos da Produção (Março e Maio 2011)

	<i>Freio Manual</i>	<i>Freio Eletromagnético</i>
Número Paradas	1465	1242
Tempo Parado (minuto)	372	324
Perda Garrafa (unidade)	18	15
Perda Rótulo	394	326

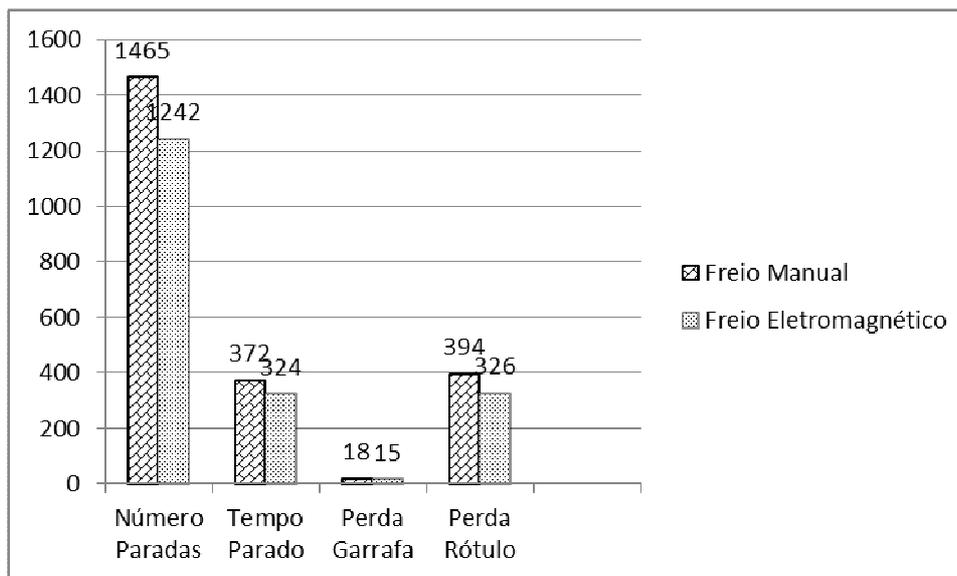


Figura XIV. Gráfico Comparativo da Produção (Março e Maio 2011)

Observando a Figura XIV é possível comparar os dados da produção, entre os meses de março e maio de 2011. Os quatro itens analisados quando usando o freio eletromagnético obtiveram resultados melhores.

14 Discussão

O trabalho mostrou ser viável o desenvolvimento de um sistema de frenagem para máquina de rotulagem automática.

i. Levantamento Físico do Funcionamento da Máquina Antes da Automação;

A máquina de rotulagem apresenta dependência dos conhecimentos e habilidades operacionais do funcionário envolvido na sua operação o que pode acarretar tomadas de decisão equivocadas o que pode gerar.

ii. Levantamento dos Históricos de Produção;

Graças à colaboração da empresa utilizada como estudo de caso, foi possível coletar os dados da produção em dois períodos: mês de março e maio.

iii. Definição dos Sensores e Atuadores;

Após pesquisa bibliográfica e experiência adquirida de elaboração e execução do projeto Keller [14] chegou-se a conclusão que o sensor (SRF02), é adequado ao projeto em questão.

iv. Desenvolvimento do Software Usado no Controle da Frenagem;

O software de controle do sistema de frenagem, foi desenvolvido utilizando os conceitos da Lógica Paraconsistente Anotada Evidencial $E\tau$. A decisão da intensidade da frenagem é tomada a partir da análise da combinação das seguintes proposições: “motor em alta rota”, bobina pequena e a intensidade da frenagem é alta.

v. Testes e Avaliação do Desempenho do Sistema de Frenagem;

Os testes foram planejados a fim de se validar a eficiência de um novo modelo do ponto de vista da produtividade das linhas de produção.

vi. Levantamento dos Dados de Produção Após a Automação da Máquina;

Os dados da produção após a implantação do novo sistema de frenagem apresentaram um ganho de desempenho de 15%.

15 Conclusão

A empresa utilizada como estudo de caso mantém uma linha de produção adicional para o período de alta temporada. Levando-se em consideração que o período de alta temporada corresponde a apenas quatro meses do ano, em um período de oito meses a referida linha se mantém inativa. Para a empresa ocorre um desperdício de investimento em infraestrutura, pois a linha reserva poderia estar sendo utilizada em outra planta fabril.

Se a automatização da máquina rotuladora melhorar em apenas 20% a sua produtividade se justifica a mudança do modelo manual para o modelo automatizado, pois a empresa possui seis linhas de produção sendo uma reserva. Um aumento de 20% na produtividade em cinco linhas de produção corresponde a produtividade de uma única linha. Sendo assim a linha sobressalente pode ser realocada para outra planta fabril.

No estudo de caso obteve-se um ganho de 15% do modelo automatizado em relação ao modelo manual, portanto, faltam apenas 5% no aumento de produtividade para que a linha adicional possa ser desativada.

Como trabalho futuro, pode-se realizar uma reanálise do processo produtivo das linhas de produção a fim de se reduzir em 5% a ineficiência das mesmas.

Os resultados mostraram que a Lógica Paraconsistente Anotada Evidencial $E\tau$ é bastante eficiente para tratamento de informações e pode ser empregada no controle de processos industriais.

Referências

1. Abe, J.M., *Fundamentos da Lógica Anotada*. Tese. Faculdade de Filosofia, Letras e Ciências Humanas, Universidade de São Paulo. São Paulo, Brasil, 98 pp, 1992.
2. Abe, J.M., Some Aspects of Paraconsistent Systems and Applications. *Logique et Analyse*, v. 157, 83-96, 1997.

3. Abe, J.M & J.I Da Silva Filho, Logic, Artificial Intelligence, and Robotics, Editors, Frontiers in Artificial Intelligence and Its Applications, *IOS Press*, Amsterdam, Ohmsha, Tokyo, Vol. 71, 287p., 2001.
4. Abe, J.M & J.I Da Silva Filho, Manipulating Conflicts and Uncertainties in Robotics, *Multiple-Valued Logic and Soft Computing*, V.9, 147-169, 2003.
5. Abe, J.M., Para-fuzzy logic controller. *Lecture Notes In Computer Science*, 3214, Springer, 935-941, 2004.
6. Abe, J.M., C.R. Torres & K. Nakamatsu, Intelligent Paraconsistent Logic Controller and Autonomous Mobile Robot Emmy II, *Lecture Notes in Computer Science*, Springer, 4252, 851-857, 2006.
7. Abe, J.M., Annotated logics Qt and model theory, in Logic, Artificial Intelligence, and Robotics, Proc. 2nd Congress of Logic Applied to Technology – LAPTEC’2001, Edts.
8. Abe, J.M & J.I Da Silva Filho, Frontiers in Artificial Intelligence and Its Applications, IOS Press, Amsterdam, Ohmsha, Tokyo, Editores, Vol. 71, ISBN 1 58603 206 2 (IOS Press), 4 274 90476 8 C3000 (Ohmsha), ISSN 0922-6389, 1-12, 287, 2001.
9. Abe, J.M & J.I Da Silva Filho, Manipulating Conflicts and Uncertainties in Robotics, *Multiple-Valued Logic and Soft Computing*, V.9, ISSN 1542-3980, 147-169, 2003.
10. Abe, J.M., Da Silva Filho, J. I., U. Celestino & H.C. Araújo, *Lógica Paraconsistente Anotada Evidencial Et*. Santos, Editora Comunnicar, 2011.
11. Ávila, B.C., *Uma Abordagem Paraconsistente Baseada em Lógica Evidencial para Tratar Exceções em Sistemas de Frames com Múltipla Herança*. Tese. Universidade de São Paulo, São Paulo, 133, 1996.
12. Acroname. *Disponível em Acroname Robotics* [http:// www.acroname.com](http://www.acroname.com), acessado em outubro, 2011.

13. Celestino, U., *Dispositivo Eletrônico Para Auxílio na Locomoção de Deficientes Visuais e/ou Auditivos Baseado na Lógica Paraconsistente Anotada Evidencial Et*. Dissertação. UNIP - São Paulo, 2009.
14. Chopra, S. & P. Meindl, *Gerenciamento da Cadeia de Suprimentos: estratégia, planejamento e operação*. São Paulo, Prentice Hall, 2003.
15. Coretti, J.A., *Manual de Treinamento Básico de Controlador Programável*. Sertãozinho, Centro de Treinamento SMAR.
16. Corrêa, H.L., & C.A Corrêa, *Administração da produção e operações: manufatura e serviços: uma abordagem estratégica*. 2. ed. São Paulo, Atlas, 2006.
17. Carvalho, G., *Microcontroladores PIC, Teoria e Montagens Práticas*, 1.ed., Editora Eltec, 2005.
18. Da Silva Filho, J.I.; J.M. Abe & G. Lambert-Torres, ***Inteligência Artificial com Redes de Análises Paraconsistentes***: Teoria e Aplicação. Rio de Janeiro, LTC, 2008.
19. Da Silva Filho, J.I., Lambert-Torres, G. & J.M. Abe, Uncertainty Treatment Using Paraconsistent Logic – Introducing Paraconsistent Artificial Neural Networks. *IOS Press*, Holanda, 211, 328, 2010.
20. Da Silva Filho, J.I. & J.M. ABE, Paraconsistent analyser module, *International Journal of Computing Anticipatory Systems*, vol. 9, ISSN 1373-5411, ISBN 2-9600262-1-7, 346-352, 2001.
21. Da Costa, N.C.A., Abe, J.M., Da Silva Filho, J.I., A.C. Murolo & C.F.S Leite, *Lógica Paraconsistente Aplicada*. São Paulo, Atlas, 1999
22. Da Costa, N.C.A., *O Conhecimento Científico*. Discurso Editorial, 2000.
23. Da Silva Filho, J.I & J.M. ABE, *Introdução á Lógica Paraconsistente Anotada com Ilustrações*, Editora Emmy, Santos 166, 2000.
24. Da Costa, N.C.A., *Logiques Classiques et Non Classiques*. Masson, Paris, 1997.

25. Da Silva Filho, J.I., *Métodos de interpretação da Lógica Paraconsistente Anotada com anotação com dois valores LPA2v com construção de Algoritmo e implementação de Circuitos Eletrônicos*, Tese. EPUSP, São Paulo, 1999
26. Eren, H., *Wireless Sensors and Instruments*. Boca Raton, Taylor & Francis, 2006.
27. Franchi, C.M., *Inversores de Frequência – Teoria e Aplicações*. São Paulo, Erica, 2008.
28. Groover, M.P., *Automation, production systems, and computer-integrated manufacturing*, Second Edition. Prentice-Hall, 2000.
29. Kalpakjan, S., *Manufacturing Engineering and Technology*. 4a Edição. Prentice-Hall, 2000.
30. Lobo, H., *Arte e a Revolução Industrial nos Séculos XVIII*. Livros Horizonte, 1986.
31. Mitsubishi. Acesso em novembro 2011, disponível em: <http://www.mitsubishielectric.com/company/ir/index.html>
32. Multi. Acesso em dezembro 2011, disponível em: http://loja.multcomercial.com.br/ecommerce_site/produto_4700_4689_Programador-e-Gravador-USB-e-ICD2-para-Microcontroladores-PIC-MultiPROG-2
33. Pereira, F., *Microcontroladores pic – Programando em C*. São Paulo, Erica, 2003.
34. Prado, J.P.A., *Uma Arquitetura em Inteligência Artificial Baseada em Lógica Paraconsistente*, Tese. Universidade de São Paulo, São Paulo, 1996.
35. Reale, G. & D. Antiseri, *História da Filosofia - Antiguidade e Idade Média* (Vol. vol.1). São Paulo, Paulus.
36. Romi, Acesso em dezembro 2011, disponível em: http://www.romi.com.br/fileadmin/Editores/IP/Catalogos/Portugues/MP_Inform_2011_AA_BX.pdf

37. Shing, S., *Sistemas de Produção com Estoque Zero*. 1ª Edição. Porto Alegre, Bookman Companhia, 1996.
38. Sanyo. Acesso em 10 de novembro de 2011, disponível em: <http://semicon.sanyo.com>.
39. Souza, D.J., *Desbravando o PIC*. São Paulo, Erica, 2010.
40. Simpson, N.D., *Programmable Logic Controllers*. Prentice Hall, 1994.
41. Slack, N., *et al.*, *Administração da produção*. São Paulo, Atlas, 1997.
42. Tubino, D.F., *Planejamento e controle da produção: teoria e prática*. São Paulo, Atlas, 2007.
43. Tubino, D.F., *Planejamento e Controle da Produção*. 2ª Edição. São Paulo, Atlas, 2009.
44. Trine. L., *Manual operacional e técnico*, 1997.
45. Zanco, W.S; *Microcontroladores pic 18 com Linguagem C*. São Paulo, Erica, 2010.
46. Zegla. Acessado em dezembro de 2011, disponível em <http://www.zegla.com.br/>

Hélio Corrêa de Araújo - Mestrado em Engenharia de Produção pela Universidade Paulista (UNIP), possui graduação em Ciências da computação pela Universidade Paulista - UNIP. Membro do grupo de pesquisa de Lógica Paraconsistente e Inteligência Artificial. Atualmente é professor da UNIP.

Dispositivo eletrônico para auxílio na locomoção de deficientes visuais e/ou auditivos baseado na Lógica Paraconsistente Anotada Evidencial $E\tau$

Uanderson Celestino¹, Jair Minoro Abe²

¹Engenharia da Produção, Instituto de Ciências Exatas e Tecnologia - Universidade

Paulista, São Paulo, Brasil

uandersoncelestino@yahoo.com.br

²Programa de Pós Graduação em Engenharia da Produção- Universidade Paulista, São

Paulo, Brasil

jairabe@uol.com.br

Resumo. Este trabalho apresenta as etapas de desenvolvimento e construção de um dispositivo eletrônico para auxílio na locomoção de deficientes visuais e/ou auditivos. O dispositivo é composto basicamente de dois sensores de ultrassom. O tratamento das informações captadas pelos sensores é processado através de um microcontrolador da família 8051 dotado de um algoritmo de controle que se baseia na Lógica Paraconsistente Anotada Evidencial $E\tau$ (Para-analisador). Um dos sensores indica o grau de evidência favorável (μ), e o outro indica o grau de evidência contrária (λ), ambos relativos à proposição considerada: “não há obstáculo à frente”. A existência de obstáculos é transmitida pela vibração gerada por dois micromotores vibratórios. Assim o usuário do dispositivo pode identificar obstáculos e escolher o melhor caminho a seguir.

Palavras-chave: lógica paraconsistente anotada evidencial $E\tau$, microcontrolador, sensor de ultrassom, 8051.

Abstract. This paper presents the stages of development and construction of an electronic device to aid in mobility of the visually impaired and / or hearing. The device consists basically of two ultrasound sensors. The treatment of the information captured by the sensors are processed by a microcontroller 8051 equipped with a control algorithm which is based on Logic Paraconsistent Evidential $E\tau$ (Para-analisador). One of the sensor indicates the degree of favorable evidence (μ), and the other indicates the degree of contrary evidence (λ), both dealing with the proposal considered: "no obstacle ahead." The existence of obstacles is transmitted by the vibration generated by two vibrating micromotors. Thus the user of the device can identify obstacles and choose the best way forward.

Keywords: Paraconsistent Annotated Evidential Logic $E\tau$, microcontroller, ultrasonic sensor, 8051.

1 Introdução

Em vista do avanço da Inteligência Artificial (IA), com aplicação nos mais variados campos, tais como robótica, automação industrial, etc. torna-se natural tentar aplicá-la no auxílio às pessoas portadoras de deficiência física.

A Organização Mundial de Saúde (OMS) define como Cegueira Legal a acuidade visual, no olho de melhor visão, sendo este igual ou menor que 6/60, ou correspondente à perda de campo visual, sendo este restrito a 20 graus de amplitude, com a melhor correção óptica, ou seja, o que uma pessoa com visão normal consegue ler ao se colocar a uma distância 60 metros, uma pessoa com baixa visão só poderá ler a seis metros de distância [11].

Acuidade visual ou agudeza visual é a capacidade de transformar estímulos luminosos, que são refletidos dos objetos que estão à nossa volta em imagens, permitindo sua identificação e localização [14].

No Brasil, de acordo com o Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística, em 2000, existiam 148 mil pessoas cegas e 2,4 milhões com grande dificuldade de enxergar [10].

Estima-se que existam entre 40 e 45 milhões de cegos em todo o mundo e 135 milhões de pessoas com baixa visão. No entanto, em 80% dos casos, a perda visual pode ser prevenida ou mesmo curada, de acordo com a Organização Mundial da Saúde (OMS) e a Agência Internacional para a Prevenção da Cegueira. Estima-se que 90% dos casos de cegueira ocorrem nos países em desenvolvimento.

As principais causas de cegueira evitável são catarata, tracoma, oncocerquiase, certos transtornos que atingem as crianças, incluindo a deficiência de vitamina A e retinopatia, doença degenerativa não inflamatória da retina e da falta de óculos [11].

O Comportamento do Deficiente Visual

As pessoas cegas e com baixa visão normalmente necessitam do auxílio de terceiros para identificar endereços, itinerários do transporte público e outras referências para a locomoção. As barreiras percebidas durante a locomoção em vias públicas fazem do espaço urbano um local de inúmeros riscos para qualquer pessoa, e com maior risco para deficientes visuais.

Acessibilidade, segundo a definição da Associação Brasileira de Normas Técnicas (ABNT), é a “possibilidade e condição de alcance, percepção e entendimento para a utilização com segurança e autonomia de edificações, espaço, mobiliário, equipamento urbano e elementos” [5].

A acessibilidade é uma condição básica para a inclusão social das pessoas com deficiências ou que tenham necessidades especiais. Em uma sociedade que se utiliza de modernas tecnologias de informação e de comunicação, acessibilidade plena passa a ser uma necessidade constante nos centros urbanos.

Com o início das pesquisas, um trabalho de coleta de informações junto aos deficientes visuais mostrou-se necessário para que pudesse haver um entendimento sobre o assunto. Com os primeiros relatos observou-se a necessidade de haver uma proteção para a área do rosto e partes superiores do corpo.

Isso ocorre porque não há um equipamento ou dispositivo que possa detectar obstáculos a esta altura. Foram listados alguns destes objetos responsáveis por esse tipo de acidentes: cestos de lixo apoiados em postes, telefones públicos, galhos de árvores, entre outros obstáculos comumente encontrados nos percursos de deslocamento dos deficientes visuais nas cidades.

Os elementos da vegetação dentre os quais ramos pendentes, plantas entouceiradas, galhos de arbustos e de árvores devem ser preservados de modo a não interferirem na circulação [5].

2 Metodologia

São conhecidos como sistemas de interação do deficiente visual à sociedade o cão-guia, sistemas de saída em Braille, sistemas de reconhecimento de voz, sistemas de saída de voz, entre outros. Estes sistemas citados apresentam pontos positivos e negativos em sua implementação.

Os custos desses dispositivos são altos e requerem muitas horas de treinamento para que os deficientes visuais possam usá-los, por isso, na prática, uma grande parte dos deficientes visuais não tem condições de adquiri-los, o que os torna pouco usados.

O trabalho foi pautado em uma solução que associa os recursos da microeletrônica com o uso de processadores capazes de processar informações, com agilidade suficiente para garantir a segurança de quem depende do resultado das informações processadas, e o apoio

da Lógica Paraconsistente Anotada Evidencial $E\tau$ que possibilita que dados imprecisos ou conflitantes possam ser manipulados, e destes possam ser extraídas informações relevantes.

3 A Lógica Paraconsistente Anotada Evidencial $E\tau$

A lógica clássica limita-se apenas a dois estados lógicos, o verdadeiro e o falso. Quase todos os conceitos do mundo real possuem um grau de imprecisão, e ao manipular elementos deste mundo têm-se respostas que não serão absolutamente falsas ou verdadeiras.

A Lógica Paraconsistente pertence à classe das lógicas chamadas não-clássicas e teve origem nos trabalhos elaborados e publicados em 1948, de modo independente, por Stanislaw Jaskowski, um polonês, e pelo brasileiro Newton C.A. da Costa.

Esses trabalhos pioneiros consideravam a contradição e foram denominados “paraconsistentes”, que significa “ao lado de”. O termo foi cunhado pelo filósofo peruano Francisco Miró Quesada em 1976.

Um sistema lógico nomeia-se paraconsistente se puder ser empregado como lógica subjacente de teoria inconsistente, porém, não-triviais. Isto leva a derrogar o princípio da não-contradição, entre duas proposições contraditórias, uma é falsa.

A Lógica paraconsistente permite manipular sistemas informacionais inconsistentes e extraordinariamente fortes, sem a necessidade de eliminar as contradições e sem a ocorrência de trivialização [4].

Na Lógica Paraconsistente Anotada (LPA) as fórmulas proposicionais vêm acompanhadas de anotações. Cada anotação pertencente a um reticulado finito τ , que atribui valores à sua correspondente fórmula proposicional. Percebe-se o significado da proposição por meio de uma linguagem.

Na Lógica Paraconsistente Anotada a anotação é composta por dois valores, um que representa a evidência favorável à proposição p , e outro que representa a evidência contrária à proposição p .

De forma intuitiva, podemos dizer que a proposição p pode pertencer a um dos quatro estados lógicos extremos da LPA:

- v = verdadeiro
- f = falso
- T = inconsistente
- \perp = paracompleto

É denominada “crença” a evidência favorável à proposição p , portanto, grau de crença é o primeiro valor da anotação. É denominada “descrença” a evidência contrária à proposição p , portanto, grau de descrença é o segundo valor da anotação. O grau de crença é simbolizado por μ e o grau de descrença, por λ .

Com essas considerações, cada constante anotacional do reticulado é representada pelo par ordenado (μ, λ) , em que:

μ = grau de evidência favorável

λ = grau de evidência contrária

Consideremos, então, o reticulado de Hasse com anotação de dois valores, $\tau = \{(\mu, \lambda) \mid \mu, \lambda \in [0, 1] \subset \mathbb{R}\}$ apresentado:

Se p é uma fórmula básica, o operador $\sim: |\tau| \rightarrow |\tau|$ é definido como: $\sim[(\mu, \lambda)] = (\mu, \lambda)$ em que, $(\mu, \lambda) \in \{x \in \mathbb{R} \mid 0 \leq x \leq 1\}$, considera-se (μ, λ) como anotação de p .

Assim, o valor do grau de evidência favorável μ e o grau de evidência contrária λ são completamente independentes.

A Lógica Paraconsistente Anotada Evidencial $E\tau$ constitui uma lógica não-clássica que aceita e trata contradições e admitem outros estados lógicos entre os extremos da falsidade e da verdade, de modo não-trivial em seu interior [2].

Na análise paraconsistente o objetivo principal é intuitivamente saber com que medida ou "grau de certeza" se pode afirmar que uma proposição é falsa ou verdadeira. Portanto, é considerado como resultado da análise apenas o valor do grau de certeza G_c .

O valor do grau de contradição G_{ct} é um indicativo que informa a medida da inconsistência. Se houver um baixo valor de certeza ou muita inconsistência o resultado é uma indefinição.

Podemos calcular também o grau de certeza G_c pela equação: $G_c = \mu - \lambda$. O grau de certeza varia de -1 a +1 e seu valor corresponde à distância do ponto de interpolação entre o grau de evidência favorável e o grau de evidência contrária.

Pode-se calcular o Grau de contradição G_{ct} aplicando a fórmula $G_{ct} = \mu + \lambda - 1$. O grau de contradição varia de -1 a +1, e seu valor é correspondente à distância do ponto de interpolação entre os graus de evidência favorável, e do grau de evidência contrária.

Como citado por [2] e [4] a discordância entre especialistas em um determinado domínio é comum e pode ser significativa na solução de problemas. Por exemplo: numa situação na qual se busca chegar a um determinado local desconhecido, é natural colhermos informações com pessoas que conhecem a região aonde se pretende ir. Se as informações colhidas são divergentes, será mais produtivo analisar melhor a situação, talvez colhendo mais informações. Assim, tais inconsistências são mais bem acomodadas em uma lógica Paraconsistente, em relação à lógica Clássica.

A Lógica Paraconsistente Anotada Evidencial $E\tau$ constitui uma lógica não-clássica que aceita e trata contradições e admitem outros estados lógicos entre os extremos da falsidade e da verdade, de modo não-trivial em seu interior [2].

4 Algoritmo Para-analisador

O Algoritmo Para-analisador é construído para efetuar os cálculos que determinam o Grau de Contradição e o Grau de Certeza. O algoritmo também faz a comparação entre os valores encontrados e os ajustes externos para definir as regiões do reticulado que representam o estado lógico que será apresentado na saída do algoritmo. O QUPC é dividido em 12 regiões e permite análises para tomadas de decisão. Para a análise do dispositivo foram utilizadas quatro regiões, sendo elas: Verdadeiro, Falso, Paracompleto e Indeterminado [4]

O Algoritmo Para-analisador pode ser utilizado em softwares aplicativos ou firmwares. Segundo a definição de [9], firmware é o programa ou software que se encontra exclusivamente instalado em uma unidade de memória não-volátil (não perde as informações gravadas mesmo não estando energizada). O software que gerencia as funcionalidades do dispositivo foi desenvolvido em Assembly, linguagem de máquina que demanda do programador um conhecimento do hardware utilizado [13], ou como analisador em sistemas especialistas nas áreas de Economia, Medicina e Marketing, entre outras.

5 Hardware

5.1 Microcontrolador

Para o desenvolvimento do projeto foi utilizado um microcontrolador 89S52 (Atmel), que se destaca por possuir: 8K Bytes de memória flash, possibilitando sua reprogramação; baixa tensão de operação entre 4.0V a 5.5V; 32 portas de I/O (input/output) programáveis, além do baixo custo.

O software que gerencia o dispositivo é gravado na memória flash do microcontrolador e, desta forma, ao ser energizado, o programa interno será executado. As operações

aritméticas e lógicas referenciadas pelo programa são executadas pela ULA (Unidade Lógica e Aritmética). Quanto mais poderosa a ULA do microcontrolador, maior será sua capacidade de processar as informações.

A maioria das operações feitas com este μc ocorre na RAM interna. Esta afirmação pode soar estranha, pois para os padrões atuais, uma RAM 256 bytes parece exageradamente pequena. No entanto, devemos ter em mente que, quando usamos um μc , não pretendemos fazer processamento pesado e nem executar programas sofisticados, como acontece no PC.

5.2 Sensor de Ultrassom

O funcionamento do Sonar (Sound Navigation and Ranging) baseia-se no princípio do eco. Um sinal ultrassônico de curta duração é enviado e o tempo até o eco ser recebido é medido. Sabendo-se a velocidade do som no ar, calcula-se a distância.

Ultrassom se refere a todas as frequências acima da faixa que podem ser percebidas pelo ouvido humano. O termo se refere às frequências acima de 20kHz. Animais como golfinhos e morcegos, que se utilizam da emissão e da recepção de sinais de ultrassom para a navegação e para a comunicação, geram sinais em uma faixa que varia entre 20 a 100kHz [16].

O sonar tem seu princípio de funcionamento baseado no eco, fenômeno físico devido à reflexão de uma onda acústica por um obstáculo.

O funcionamento do Sonar (Sound Navigation and Ranging) baseia-se no princípio do eco. Um sinal ultrassônico de curta duração é enviado e o tempo até o eco ser recebido é medido. Sabendo-se a velocidade do som no ar, calcula-se a distância.

Ultrassom se refere a todas as frequências acima da faixa que podem ser percebidas pelo ouvido humano. O termo se refere às frequências acima de 20kHz. Animais como golfinhos e morcegos, que se utilizam da emissão e da recepção de sinais de ultrassom para

a navegação e para a comunicação, geram sinais em uma faixa que varia entre 20 a 100KHz [16].

O sonar tem seu princípio de funcionamento baseado no eco, fenômeno físico devido à reflexão de uma onda acústica por um obstáculo.

5.3 Motor Elétrico Vibratório

O sentido do tato se encontra por toda a superfície do corpo humano não havendo uma região específica, uma vez que todo o tecido possui receptores nervosos que percebem vibrações e variações de temperatura.

A interface entre o usuário e o dispositivo é feita através do sentido mais usado pelo deficiente visual, o tato. Por intermédio desse sentido podem-se perceber os ambientes, como ao se fazer uso da bengala e utilizá-la como uma extensão dos braços, ou quando se faz a leitura de um texto em Braille.

Para enviar as informações ao usuário do dispositivo foram utilizados dois micromotores vibratórios elétricos de corrente contínua com diâmetro de 7mm e comprimento de 16,5mm. A tensão de alimentação dos motores variam entre 1.3VCC com uma corrente de 60 mA [14].

A vibração dos motores permite que o usuário crie uma imagem mental do ambiente o qual ele está percorrendo. O motor vibratório é um motor elétrico de corrente contínua, com o eixo fora do centro. Quando o motor começa a girar esse eixo fora do centro produz uma vibração que pode ser percebida pelo usuário do dispositivo.

Alimentação do Circuito

A alimentação do dispositivo é feita por quatro pilhas recarregáveis modelo AA NiMH (Níquel-Metal Hydride). Cada pilha com uma tensão nominal de 1,2 Volts associadas em

série, totalizando uma tensão de 4,8 Volts. Deste conjunto de pilhas energiza todos os componentes elétricos e eletrônicos do aparelho.

A carga das baterias depende do número de obstáculos encontrados durante o percurso realizado pelo usuário do dispositivo.

A tensão mínima para garantir o bom funcionamento do dispositivo é de 4,3Volts, sendo que uma tensão inferior à referida reduz a confiabilidade das medições efetuadas pelos sensores.

5.4 Dispositivo Keller

Após a realização da pesquisa junto aos colaboradores deficientes visuais que contribuíram de forma atuante, foi observado que havia uma preocupação em proteger os membros superiores, bem como o rosto e os ombros, pois o uso de uma bengala proporciona uma varredura muito eficiente, porém, com uma cobertura limitada e, conforme foi constatado, a bengala faz a detecção somente de objetos estáticos, não dando ao deficiente visual a percepção de objetos que se movem.

Segundo a ABNT, barreira arquitetônica, urbanística ou ambiental é "qualquer elemento natural, instalado ou edificado que impeça a aproximação, transferência ou circulação no espaço, mobiliário ou equipamento urbano" [5].

Com base na pesquisa que consultou a opinião do público interessado no desenvolvimento desse projeto conclui-se que o melhor local para a fixação dos sensores neste protótipo seria em óculos, por ser um acessório que já está incorporado ao dia-a-dia do deficiente visual. Com estas considerações iniciais, foi possível avançar uma etapa importante: a de adaptação com mais uma fonte de informação, as fornecidas pelos sensores de ultrassom.

O projeto contempla que os componentes elétricos e eletrônicos sejam alojados na estrutura dos óculos, e somente as pilhas de alimentação do protótipo não foram acomodadas junto às hastes.

Funcionamento do Dispositivo Keller

O dispositivo é composto basicamente de dois sensores de ultrassom (um à esquerda e o outro à direita), cujo tratamento das informações captadas por eles é processado através de um microcontrolador que possui um algoritmo de controle que se baseia na Lógica Paraconsistente Anotada Evidencial $E\tau$.

O sensor da direita indica o grau de evidência favorável (μ), e o da esquerda indica o grau de evidência contrária (λ), ambos relativos à proposição considerada: “não há obstáculo à frente”. Pela vibração gerada por dois motores vibratórios, o usuário do dispositivo pode identificar obstáculos e escolher o melhor caminho a seguir.

Nesta aplicação, o microprocessador processa as informações captadas pelos sensores, com o uso da lógica Paraconsistente Anotada em que é possível manipular informações incertas, conflitantes ou até mesmo a falta de informação.

O dispositivo conta com um sensor S1 que representa o sensor que traz a evidência favorável, e S2 que representa o sensor que traz a evidência contrária.

O valor lido pelo sensor S2 representa a distância entre o sensor e o obstáculo, como os sensores S1 e o S2 são sensores idênticos, porém, com funções diferentes nesta aplicação, existe a necessidade de atribuir à (λ) evidência desfavorável um valor que é o complemento do grau percebido por S2, ou seja, $\lambda_C = 1 - S2$.

6 Memorização do Ambiente

As principais lacunas na educação da pessoa cega dizem respeito a sua independência na locomoção, ou seja, a sua mobilidade. Desde os primórdios da história, a locomoção do cego é citada ou em desenhos ou por relatos escritos.

Um dos primeiros relatos é o do profeta Isaac, que ficou cego depois de certa idade e se deslocava com facilidade pelos campos com seu cajado de pastor, sendo assim, uma das primeiras bengalas da história.

A orientação e mobilidade podem ser definidas como um conjunto de capacidades e técnicas específicas que permitem à pessoa deficiente visual conhecer, relacionar-se e deslocar-se com independência [6].

A orientação e mobilidade fazem uso de técnicas específicas de proteção e exploração, deste modo o indivíduo se locomove com segurança e independência.

Essa locomoção independente é vital para o deficiente visual devido aos benefícios psicológicos, físico, social e econômico e, principalmente, dá à pessoa o seu direito de ir e vir como um cidadão comum.

Para os deficientes visuais também vale dizer que “aprendemos com nossos erros”. Através de relatos e informações colhidas na Fundação Dorina Nowill para Cegos, conclui-se que para se locomover, o deficiente visual cria em sua mente mecanismos para guardar características e pontos de referências sobre os locais por onde ele passa.

As informações relevantes sobre determinado ambiente ou caminho a ser percorrido são armazenadas na memória e quando, por exemplo, um deficiente visual entra em uma sala, e ele esbarra em uma parede ou coluna, aquele contato serve como uma informação importante que será guardada em seu mapa mental.

Isso faz com que, posteriormente, ao passar pelo mesmo local ele se lembrará que ali se encontra aquela parede ou coluna e isso aguçará sua curiosidade para explorar o resto do ambiente.

7 Obstáculo

Por definição do dicionário Aurélio, obstáculo é tudo que impede ou dificulta a realização de alguma coisa; embaraço, estorvo ou impedimento.

Precisamos desta definição para poder fazer uma consideração importante sobre o que é obstáculo e o que é uma situação que compõe um ambiente.

Vamos dar o exemplo de uma mesa em uma sala: se a mesa não estiver fora do local onde normalmente deve estar ela não é por assim dizer um obstáculo, pois ela pertence ao contexto daquela sala. Porém, se nesta mesma sala encontra-se uma cadeira muito afastada da mesa em um local que pode atrapalhar a passagem de pessoas, então podemos dizer que esta cadeira é um obstáculo.

Estas constatações vêm ao encontro do objetivo do protótipo que estamos desenvolvendo: detectar a presença ou a ausência de um obstáculo e gerar informações suficientes para que o usuário tome suas próprias decisões.

A identificação de um obstáculo pode servir de subsídio para o deficiente visual, pois este passa a ser um ponto de referência para a sua locomoção.

8 Testes com o Dispositivo Keller

Para os testes, os voluntários colaboradores da Fundação Dorina Nowill, fizeram um trajeto que normalmente fazem pelas ruas do bairro, nas proximidades da Fundação Dorina Nowill.

Nos testes, contou-se apenas com o auxílio do dispositivo e com o apoio da bengala que fazia a varredura do terreno.

O objetivo foi verificar se alguns parâmetros estavam devidamente ajustados, como o tempo de resposta fornecido pelo dispositivo e a área de cobertura dos sensores.

Os sensores, nesta oportunidade, foram ajustados e o tempo de resposta se mostrou suficiente para a reação do usuário.

Com os testes realizados na calçada pode-se ter uma correta avaliação do comportamento do dispositivo em uma situação real, que se mostrou eficiente ao identificar objetos na altura do rosto de seu usuário.

Foi observado o tempo de resposta do aparelho e a velocidade com que o usuário responde aos estímulos gerados pelos micromotores.

Uma situação que representa um risco para o deficiente visual são as árvores com o galho muito baixo. Estes galhos que não foram podados representam um risco para os deficientes visuais que passam pela calçada. Ao passar pelo local, o deficiente visual fatalmente colide com a cabeça nesse tipo de obstáculo.

Com o auxílio do dispositivo, o deficiente visual pode perceber que havia um obstáculo à frente. Este obstáculo não foi detectado pela bengala em função da altura em que se encontra o galho da árvore.

Nos testes, o dispositivo permitiu a detecção deste tipo de obstáculo com uma margem de erro de 10%, ou seja, de cada 10 testes realizados, em um deles o dispositivo não alertava o usuário a tempo de tomar uma ação preventiva.

Foi elaborado um experimento para simular uma situação real, onde o deficiente visual teria que atravessar um corredor tendo alguns obstáculos espalhados estrategicamente pelo caminho a ser percorrido (colunas feitas com caixas de papelão).

O objetivo do teste foi fazer com que o deficiente sáísse do ponto indicado como início e chegasse até o ponto indicado como objetivo

O dispositivo se mostrou eficaz na detecção dos obstáculos, à medida que o usuário prosseguia com o percurso era alertado da existência de cada coluna.

Foram detectadas algumas falhas em função do desvio do sinal de ultrassom formar um ângulo menor que 60° em relação às paredes dos obstáculos.

9 Conclusão

Pelos testes realizados, tendo em vista a precisão das informações passadas pelo dispositivo ao usuário, pôde ser constatado que o dispositivo atende às expectativas iniciais deste projeto, informando ao usuário quanto à existência de obstáculos.

O trabalho mostra que não tem a pretensão de criar um dispositivo que prive o deficiente de sua individualidade, e nem alterar a maneira como se comporta ao se locomover.

Com a avaliação dos resultados alcançados, constatou-se, mais uma vez, que a Lógica Paraconsistente Anotada surge como uma importante ferramenta no desenvolvimento de projetos ligados à área de IA e robótica.

Um ponto positivo observado foi a detecção de objetos em movimento. Durante os testes, o dispositivo permitiu que o usuário percebesse a presença de pessoas que circulavam ao seu redor - a bengala se limita à detecção de objetos estáticos. Ao girar o rosto, o usuário faz a varredura do local mantendo as mãos livres, e esta é uma contribuição muito significativa deste estudo.

10 Trabalhos Futuros

Para a continuidade do desenvolvimento deste projeto cabe ressaltar a busca pela miniaturização das partes que integram o dispositivo, bem como o aumento da abrangência e o alcance dos sensores.

Utilização de outras tecnologias para detecção de obstáculos, como por exemplo, sensores de infravermelho e de detecção de calor.

Ampliação do número de sensores, com objetivo de aumentar a percepção do ambiente externo.

Busca por novos meios de interação entre o usuário e o dispositivo, como por exemplo, uma interface sonora.

As técnicas e teorias aplicadas neste trabalho podem ser posteriormente utilizadas por diversas áreas científicas, com as devidas adequações.

Referências

1. Abe, J.M., Decisões Consistentes Sobre o Inconsistente. In: P. L. Neto, Qualidade e Competência nas Decisões, 4001,418). São Paulo, Blucher, 2007.
2. Abe, J.M., *Fundamentos da Lógica Anotada*. Tese. Faculdade de Filosofia, Letras e Ciências Humanas, Universidade de São Paulo. São Paulo, Brasil, 98 pp, 1992.
3. Abe, J.M., Some Aspects of Paraconsistent Systems and applications. *Logique et Analyse* , 83-96, 1997.
4. Da Silva Filho, J.I. & J.M. Abe, *Fundamentos das Redes Neurais Paraconsistentes: Destacando Aplicações em Neurocomputação*. São Paulo, Arte & Ciência, 2001.
5. Abnt. Associação Brasileira de Normas Técnicas. NBR 9050 - Acessibilidade a edificações, mobiliário, espaços e equipamentos urbanos. 2004.
6. Aiadv. Associação Itauna de Assistência ao Deficiente Visual. Disponível em Aiadv: http://www.escoladecegositu.com.br/cursos_atividade.asp, acesso em 3 de Junho de 2009. 2009.
7. Da Costa, N.C.A., Abe, J.M., Da Silva Filho, J.I., A.C. Murolo & C.F.S Leite, *Lógica Paraconsistente Aplicada*. São Paulo, Atlas, 1999
8. Da Silva Filho, J.I., *Métodos de interpretação da Lógica Paraconsistente Anotada com anotação com dois valores LPA2v com construção de Algoritmo e implementação de Circuitos Eletrônicos*, Tese. EPUSP, São Paulo, 1999

9. Gimenez, S.P., *Microcontroladores 8051: Teoria do hardware e do software / Aplicações em controle digital / Laboratório e simulação*. São Paulo, Pearson Prentice Hall, 2002.
10. Ibge. *Instituto Brasileiro de Geografia e Estatísticas*. Disponível em Ibge: <http://www.ibge.gov.br>, acesso em 5 de Janeiro de 2009. 2004.
11. Ohw. *World Health Organization*. Disponível em Ohw: <http://www.who.int/mediacentre/news/releases/2003-/pr73/en/>, acesso em 20 de fevereiro de 2009. 2003.
12. Pcuc. *Clube Português de Utilizadores de Cão-guia*. Disponível em Pcuc: <http://www.cpuc.org.pt/cao-guia.html>, acesso em 12 de Julho de 2009. 2005.
13. Pereira, F. *Microcontroladores pic – Programando em C*. São Paulo, Erica, 2003
14. Precision Microdrives. Disponível em <http://www.precisionmicrodrives.com/>, acesso em 1 de outubro de 2005. 2005. 91
15. Sbo. *Sociedade Brasileira de Oftalmologia*. Disponível em Sbo: <http://www.sboportal.org.br/site2/index.asp>, acesso em 20 de junho de 2009. 2009.
16. Selvi, D.S., Kamath, U.R., Sudhin, M.A., Andha Asthra - A navigation system for the visually impaired. Proceedings of IEEE International Conference on Multisensor Fusion and Integration for Intelligent Systems. Seoul, Korea, 20-22 august 2008.

Uanderson Celestino - Mestrado em Engenharia de Produção pela Universidade Paulista (UNIP), bacharelado em Ciência da Computação pela Universidade Paulista (UNIP). Membro do grupo de pesquisa de Lógica Paraconsistente e Inteligência Artificial. Atualmente é professor e pesquisador na Universidade Paulista.

Jair Minoro Abe - Bacharel e Mestre em Matemática, Doutor em Filosofia e Livre-Docente em Medicina, todos pela Universidade de São Paulo. Foi Professor Visitante ou Palestrista ocasional em instituições da América do Sul, Europa, México, Japão e Taiwan. Coordena um grupo de estudiosos em aplicações das lógicas paraconsistentes anotadas e coordena a Área de Lógica e Teoria da Ciência do Instituto de Estudos Avançados da USP. É Professor Titular da Universidade Paulista.

Buscando sustentabilidade energética através de um carregador de baterias solar auto-orientável baseado na Lógica Paraconsistente.

Álvaro André Colombero Prado¹, Jair Minoro Abe¹, Cristina Corrêa Oliveira¹

¹Programa de Pós Graduação em Engenharia da Produção- Universidade Paulista, São Paulo, Brasil

py2alv@gmail.com, jairabe@uol.com.br, crisolive@ig.com.br

Resumo. A crescente busca por dispositivos que constituam soluções simples para os problemas enfrentados pelas pessoas nas mais diferentes situações, tem levado muitos a um esforço contínuo para melhorar técnicas e processos, visando atender às exigências que estes devem seguir. Em paralelo, também existe um grande interesse para que estes dispositivos possam manter-se forma sustentável, resultando em um impacto ambiental reduzido, e resultados otimizados. Neste ponto, um assunto tocante é o fornecimento de energia elétrica em locais onde a mesma não está disponível. Normalmente em situações do tipo, as soluções geralmente adotadas geram um alto impacto ambiental, uma vez que trabalham com a queima de combustíveis fósseis, resultando em emissões de carbono. Este artigo visa apresentar-lhes um carregador de baterias solar com painel auto-orientável, que funciona de forma independente da rede elétrica, e que busca resultar em um baixo impacto ambiental resultante, com rendimento otimizado através do uso da Lógica Paraconsistente na parte de tomada de decisões por seu sistema agente.

Palavras-chave: Sustentabilidade, Energia, Carregador De Baterias, Lógica Paraconsistente.

Abstract. The growing demand for devices which constitute simple solutions to the problems faced by people in different situations has led many to an ongoing effort to improve techniques and processes to meet the requirements that such devices should follow. In parallel, it is also noticeable a very high tendency to develop equipment capable of maintaining a sustainable way, generating a reduced environmental impact, with optimum results. At this point, there is the supply of electricity on places where this is not available. In these cases, normally the solutions most commonly adopted generate high environmental impact, since working with the burning of fossil fuels, with consequent carbon emissions. This article aims to present to them the idea of a battery charger with solar panel auto-rotatable with working independent of any type of outlet, and provides income support to any charger designed to operate on the grid, with advantage of reduced environmental impact.

Keywords: Sustainability, Energy, Battery Charger, Paraconsistent Logic.

1 Introdução

Nos tempos presentes, uma crescente busca pelo desenvolvimento de tecnologias que tragam cada vez mais recursos e sofisticação, aliados a parâmetros de confiabilidade cada vez mais crescentes é muito notada, acompanhada de um grande aperfeiçoamento das técnicas e processos de fabricação, eliminação e geração de energia, visando um impacto ambiental tão baixo quanto possível, levando em conta o conceito de sustentabilidade, combinando máximos resultados de saída com um mínimo de perdas para o meio-ambiente. Ao mesmo tempo, contrastando com este cenário de grande desenvolvimento, não são raros os casos em que mesmo os mais básicos recursos são muito escassos, especialmente em locais distantes dos centros urbanos e, portanto, desprovidos de muitas das vantagens oferecidas por eles.

Um desses recursos é a energia elétrica, muitas vezes indisponível por conta da distância entre as redes de distribuição e os locais em si, ou mesmo pela grande importância do ecossistema local, o que dificulta muito, ou mesmo impede a implementação de qualquer sistema específico. Segundo [3] "As grandes distâncias, a baixa taxa de ocupação e a importância do seu ecossistema constituem um grupo de dificuldades que exigem tratamento especial-mento para atender as necessidades de energia elétrica."

Várias soluções podem ser adotadas nestes casos, porém em sua maioria resultando em elevado impacto ambiental. O uso de geradores movidos por motores de combustão, ou mesmos arcaicos lampiões a gás ou querosene, apresentam altas taxas de emissão de gases poluentes, apresentando também riscos físicos para quem os manuseia.

Não se pretende, no entanto, a construção de um sistema que gere um impacto ambiental igual a zero, uma vez que este é praticamente impossível, mas um impacto que seja sabidamente reduzido já pode ser perfeitamente aceitável, uma vez que, de acordo com [2] "Não há energia limpa. Para uma maior ou menor grau, todas as fontes de energia causar danos ao meio ambiente.

Um método interessante para a obtenção de energia, seguindo esses preceitos é através da luz solar. Os gastos envolvidos implicam apenas no custo do equipamento (e não na geração de energia em si), com a vantagem de não emissão de carbono.

Um problema importante encontrado, neste caso, está relacionado ao tamanho do painel e posicionamento do mesmo, que é frequentemente fixo e não tem capacidade de seguir o movimento natural do sol durante o dia. Existem opções para contornar este problema, mediante o uso de temporizadores, controlando um servomotor que coloca o painel em um conjunto de posições pré-estabelecidas experimentalmente, as quais, no entanto, podem não coincidir com a posição real do sol. Este tipo de arranjo é conhecido como "Solar Tracker", e é "(...) um dispositivo para orientar um painel fotovoltaico em direção ao sol,

aumentando assim a efetividade deste equipamento sobre a de qualquer posicionamento fixo, sob o custo de uma maior complexidade adicional do sistema." [4].

Ao utilizar um sistema agente, ligado a sensores e atuadores acoplados ao painel, é possível obter um posicionamento em tempo real correcta do mesmo. Esta alternativa combinada com a utilização da lógica paraconsistente para o processo de tomada de decisão busca permitir um melhor desempenho com um painel de relativamente pequeno. Não se pretende, no entanto, uma comparação final entre o modelo aqui proposto com quaisquer outras soluções semelhantes, com base em sistemas diferentes ou mesmo na lógica clássica, uma vez que isso se constitui de objetivo para novas iterações.

A concepção do carregador de bateria auto-sustentável aqui proposto destina-se a prover funcionamento a pequenos dispositivos de uso diário, por meio da carga de baterias que podem ser usadas em várias aplicações, dispensando assim as soluções anteriormente mencionadas.

2 Lógica Paraconsistente

A gênese da Lógica Paraconsistente, originou-se em 1910, com o trabalho dos lógicos N. A. Vasil'ev e J. Łukasiewicz. Embora contemporâneos, eles não tiveram contato pessoal, desenvolvendo suas pesquisas de forma independente.

Em 1948, Jaskowski, incentivado por seu professor Łukasiewicz, descobriu a lógica discursiva, Vasil'ev escreveu que “similarmente ao que se deu com os axiomas da Geometria Euclidiana, alguns princípios da Lógica Aristotélica poderiam ser revisados, dentre eles, o princípio da contradição” [5].

Ambos os lógicos, Vasili'ev e Lukasiewicz importaram-se mais com uma possível derrogação do princípio da Contradição, mas não chegaram a construção de sistemas que levassem a cabo essa possibilidade. Paralelamente aos trabalhos de Jaskowski, o brasileiro

Newton C. A. Da Costa, iniciou nos anos 50, estudos que pudessem levar a construção de sistemas lógicos que pudessem tratar inconsistências.

Indo muito além dos trabalhos de Jaskowski, Da Costa estendeu seus sistemas para o tratamento de casos muito particulares, tendo sido reconhecido por isso, como sendo o criador das Lógicas Paraconsistentes. Dando continuidade aos estudos de Da Costa, o matemático também brasileiro Jair Minoro Abe, definiu outras várias aplicações dos Sistemas Anotados, com base no estudo da Lógica de Predicados, a Teoria de Modelos e a Teoria Anotada de Conjuntos.

A Lógica Paraconsistente Anotada Evidencial $E\tau$, um segmento da Lógica Paraconsistente, a ser aplicada neste projeto, traz relação com certos tipos de reticulados completos, que executam um importante papel. As conclusões dos fatos que não são categóricas nos evidenciam a crença (evidência) dos fatos que estão sendo analisados.

2.1 Graus de Certeza e Incerteza

Com base nos pontos cardeais expressos na Figura I, e através do uso das propriedades dos números reais, pode ser definida uma estrutura matemática com o intento de permitir a manipulação do conceito de incerteza, contradição e de paracompleteza, dentre outros.

Tal mecanismo irá conter naturalmente, os estados verdadeiro e falso, já tratados dentro do escopo da lógica clássica, com todas as suas conseqüências. Outros conceitos, intuitivos, serão também incluídos, buscando-se atingir a finalidade definida:

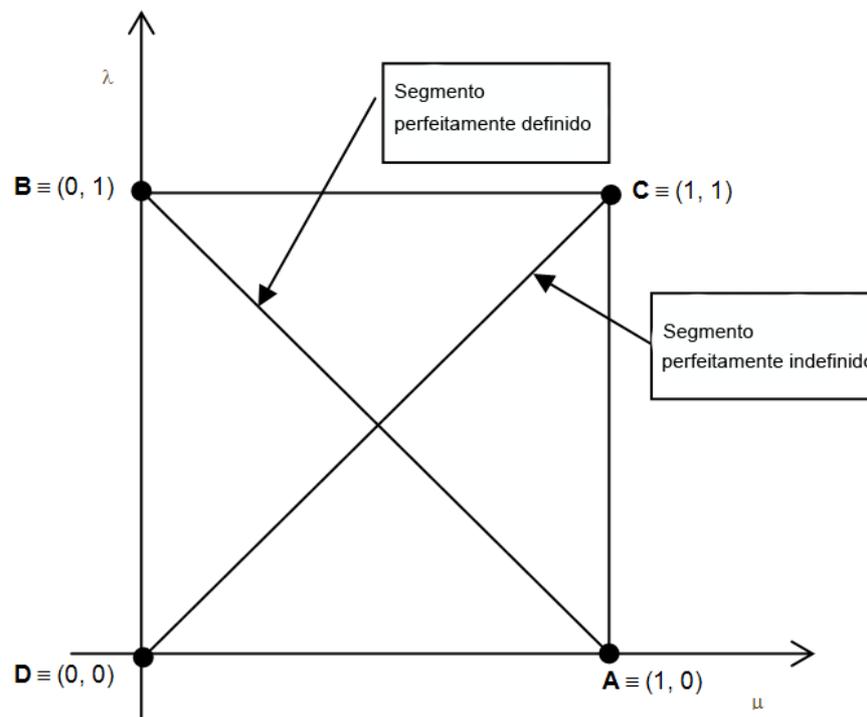


Figura I. Reticulado τ , [7].

Os quatro pontos cardeais de referência, expressos no reticulado τ , expressam-se da mesma forma que na tabela 1.

Tabela I. Pontos Cardeais

Pontos	Estados
$A \equiv (1.0, 0.0)$	Verdadeiro
$B \equiv (0.0, 1.0)$	Falso
$C \equiv (1.0, 1.0)$	Inconsistente
$D \equiv (0.0, 0.0)$	Paracompleto

Com base nestes pontos cardeais, e através do uso das propriedades dos números reais, é possível definir-se uma estrutura matemática que permita a manipulação dos conceitos de incerteza, contradição e de paracompleteza, dentre outros.

Este mecanismo irá englobar intrinsecamente, de algum modo, os estados verdadeiro e falso, já tratados na lógica clássica, com todas as suas conseqüências. Outros conceitos, intuitivos, serão também incluídos, buscando-se atingir a finalidade definida:

Segmento perfeitamente definido AB: $\mu + \lambda - 1 = 0; 0 \leq \mu, \lambda \leq 1$

Segmento perfeitamente indefinido DC: $\mu - \lambda = 0; 0 \leq \mu, \lambda \leq 1$

As constantes de anotação (μ, λ) que incidem no segmento perfeitamente indefinido, possuem a relação $\mu - \lambda = 0$, ou seja, $\mu = \lambda$. Logo, a evidência favorável é idêntica à evidência contrária, o que mostra que a proposição $p(\mu, \lambda)$ expressa uma indefinição. Ela varia continuamente desde a inconsistência $(1, 1)$ até o paracompleto $(0, 0)$.

Uma vez que as constantes de anotação (μ, λ) que incidem no segmento perfeitamente definido, possuem a relação $\mu + \lambda - 1 = 0$, ou seja, $\mu = 1 - \lambda$, ou ainda $\lambda = 1 - \mu$. Logo, no primeiro caso, a evidência favorável é o complemento booleano da evidência contrária e, no segundo, a evidência contrária é o complemento booleano da evidência favorável, o que mostra que as evidências, favorável e contrária ‘comportam-se’ como na lógica clássica. Ela varia continuamente desde a falsidade $(0, 1)$ até a veracidade $(1, 0)$.

Sequencialmente, então, introduzem-se as aplicações:

$$G_{ic}: [0, 1] \times [0, 1] \rightarrow [0, 1]$$

$$G_{pa}: [0, 1] \times [0, 1] \rightarrow [-1, 0]$$

$$G_{ve}: [0, 1] \times [0, 1] \rightarrow [0, 1]$$

$$G_{fa}: [0, 1] \times [0, 1] \rightarrow [-1, 0]$$

Definidas por:

Grau de Inconsistência: $G_{ic}(\mu, \lambda) = \mu + \lambda - 1$, desde que $\mu + \lambda - 1 \geq 0$

Grau de Paracompleteza: $G_{pa}(\mu, \lambda) = \mu + \lambda - 1$, desde que $\mu + \lambda - 1 \leq 0$

Grau de Veracidade: $G_{ve}(\mu, \lambda) = \mu - \lambda$, desde que $\mu - \lambda \geq 0$

Grau de Falsidade: $G_{fa}(\mu, \lambda) = \mu - \lambda$, desde que $\mu - \lambda \leq 0$

Pode-se ver que o Grau de Veracidade permite uma espécie de medição, de quanto uma anotação (μ, λ) se distancia do segmento perfeitamente definido e de quanto se “aproxima” do estado verdade, ao mesmo tempo que o Grau de Falsidade indica o quão uma anotação (μ, λ) está distante do segmento perfeitamente definido e quanto se aproxima do estado falso.

De modo similar, o Grau de Inconsistência mede o quão uma anotação (μ, λ) está distante do segmento perfeitamente indefinido e o quanto se aproxima do estado inconsistente, ao mesmo tempo que o Grau de Paracompleteza mostra o quanto uma anotação (μ, λ) se distancia do segmento perfeitamente indefinido e quão se aproxima do estado paracompleto.

Chama-se Grau de Incerteza $G_{in}(\mu, \lambda)$ de uma anotação (μ, λ) a qualquer um dos graus de inconsistência ou de paracompleteza.

2.2 Estados de Decisão: Extremos e Não-Extremos.

Com os conceitos acima expostos, fica possível trabalhar com “faixas de verdade” ao invés da mesma como conceito, inflexível.

Torna-se então, a verdade, uma faixa de certeza com respeito à certa proposição. Os valores servem como um guia quando tal proposição é considerada; por exemplo, "verdadeira", a fim de tomar uma decisão de forma positiva, e assim por diante acordo com a Figura II.

Os estados extremos são representados pela verdade (V), Falso (F), inconsistente (T) e paracompleto (\perp); e os estados lógicos não-extremos pelas áreas intermediárias entre os estados. As áreas delimitadas por valores não-extremos dependem de cada aplicação.

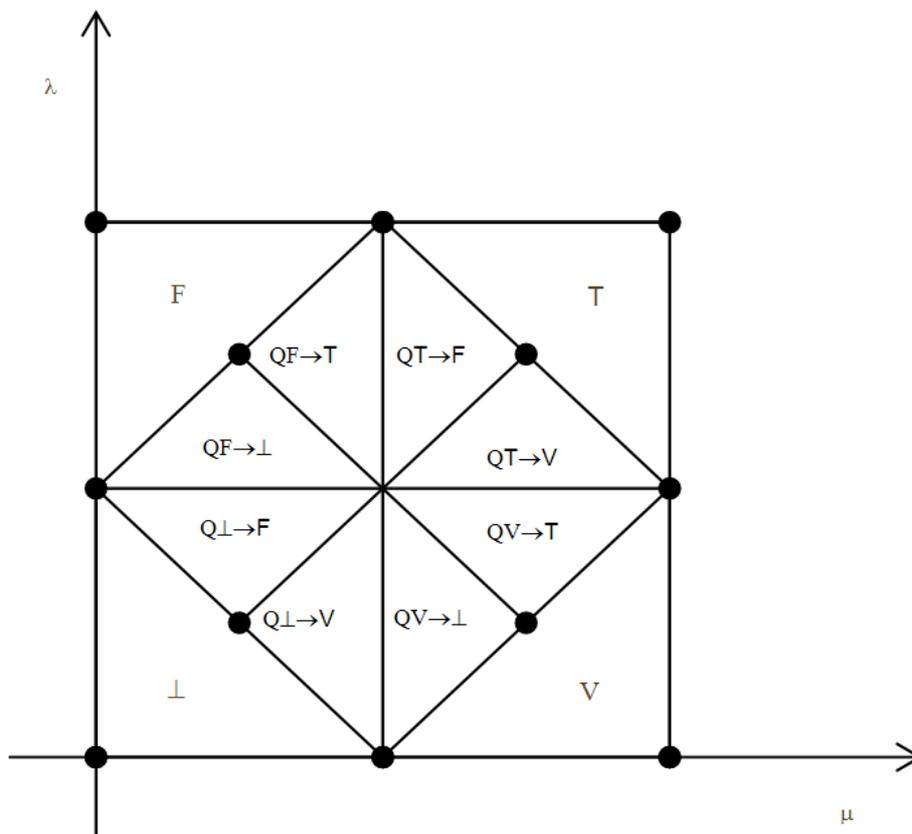


Figura II. Estados Extremos e Não-Extremos, [7].

2.3 Aplicação da Lógica Paraconsistente ao Sistema Agente

A partir dos princípios indicados, o sistema agente trabalha com base nas leituras de um fotoresistor, que funciona como sensor de luz, situado ao lado do painel solar e fornecendo à placa controladora os valores de luminosidade em forma de níveis de tensão entre zero e 5 volts, correspondentes a cada posição.

Para trabalhar com tais valores usando a lógica $E\tau$, o sistema utiliza-se de um algoritmo Para-Analizador, desenvolvido pelo [7], que é capaz de expressar a análise paraconsistente tratando as evidências favoráveis e contrárias, fornecendo uma palavra binária de doze bits, mais um único bit ativo, que representa o estado logico da análise resultante, além de uma saída analógica, representando a certeza e valores contradição. O funcionamento do algoritmo é detalhado na Figura III.

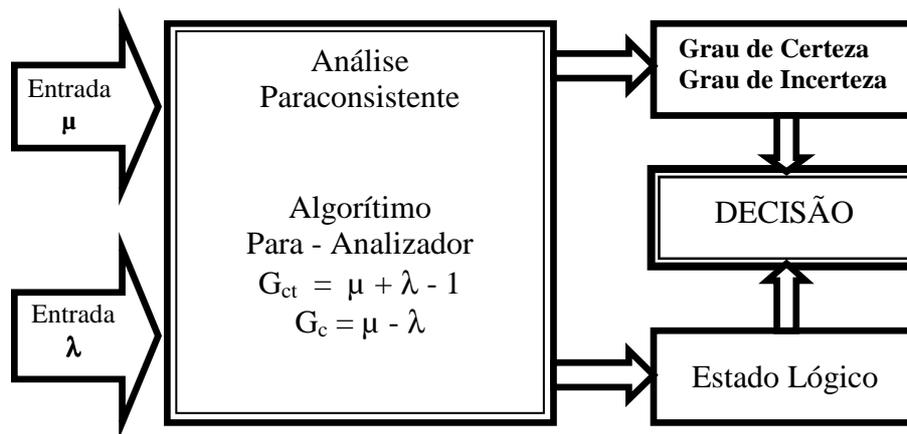


Figura III - Algoritmo Para-Analisador, [7].

A fim de obter a partir do sensor de entrada os valores de evidência favorável e contrária, determinou-se experimentalmente que a leitura de valores inferiores a 2,5 V representam a evidência contrária, e acima dela, favorável.

O sistema funciona como expresso na Figura IV, que apresenta os passos executados pelo software [6] em sua operação:

- Inicialmente, o painel solar faz uma excursão completa, para que o sensor (que encontra-se anexado a ele) possa fazer a leitura dos valores de luminosidade presentes em todas as posições possíveis.
- Tais valores de luminosidade são devidamente aplicados a entrada da placa controladora, na qual o sistema agente se encarrega de atribuí-los a um conjunto de variáveis, cada uma delas indexada a uma das posições do painel.
- Por meio do uso da Lógica Paraconsistente, o sistema agente faz uma análise dos valores armazenados, comparando-os e separando aquele com maior evidência favorável que indique para uma situação de máxima luminosidade no sensor, em comparação com os demais.
- O sistema agente posiciona o painel na posição indexada a variável escolhida, e o processo volta a se repetir depois de um período de uma hora, buscando nova posição em relação ao sol.
- Caso os valores coletados tendam a um resultado inconsistente (no caso de tempo muito nublado, ou carregador mal posicionado em relação ao sol), o sistema agente repete a operação de varredura/armazenamento de valores, até que se obtenham

valores com evidências favoráveis e contrárias suficientes

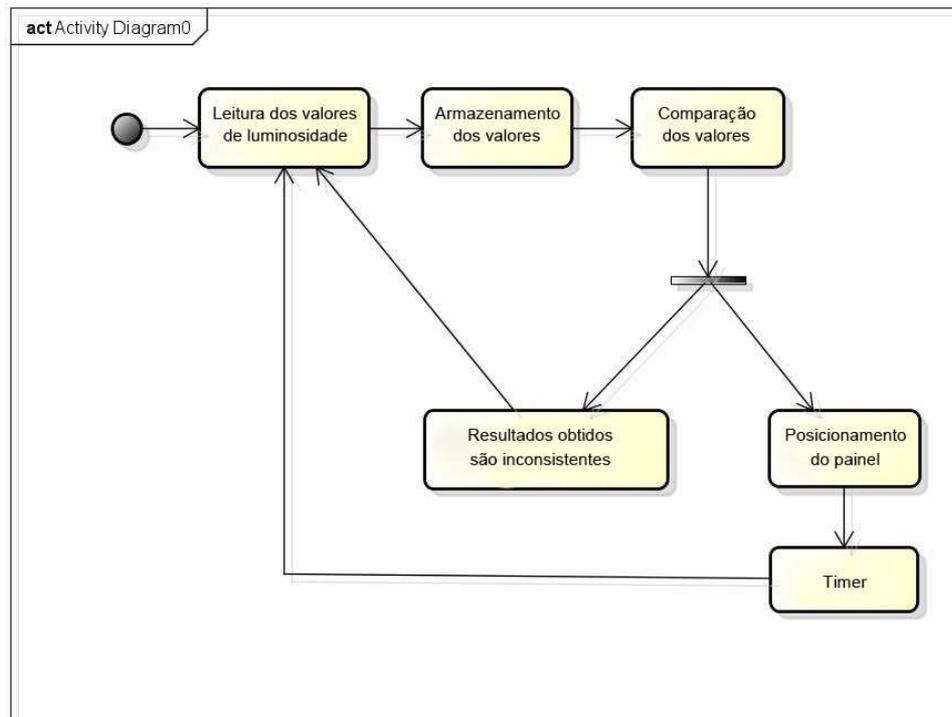


Figura IV. Diagrama de Atividades, mostrando o funcionamento do Sistema Agente.

3 Hardware Utilizado

O módulo solar utilizado, é capaz de fornecer uma tensão 17,5V sob uma corrente máxima de 286mA, tratando-se de um dispositivo de dimensões relativamente pequenas (338mm x 315mm x 18mm), com capacidade de fornecimento não muito grande [9], o que proporcionará a bateria uma carga lenta, mas ainda assim, efetiva. Não foi escolhido um modelo maior por questões de peso, levando-se em conta que o mesmo possui quase 0.9Kg, e o sistema de movimentação com servomotor poderia não suportar cargas mais elevadas.

Para a seção da placa controladora, responsável por armazenar e operacionalizar o software embarcado, foi escolhido um modelo comercial, a Arduino Duemilanove, baseada no conhecido microcontrolador AVR ATMEGA168. É um modelo bastante versátil e poderoso, que comporta com folga o Software Embarcado a ser utilizado. A respeito da família de microcontroladores ATMEGA, "A arquitetura AVR suporta um completo

espectro de preço-desempenho, desde simples pequeno-pin-contagem de controladores (...) na extremidade baixa, a alta gama de dispositivos com grandes memórias em chip (...) [8]. Como sensor, um Fototransistor montado em invólucro cilíndrico de plástico escuro aberto em apenas uma das extremidades, confere a direcionalidade necessária para fornecer ao software uma noção da posição do sol em relação ao painel solar. Fica posicionado ao lado do mesmo.

Como atuador, foi escolhido um servomotor de antena parabólica de baixo custo, conforme Figura V, conectado mecanicamente ao painel solar, por meio de um par de braços basculantes. Um simples circuito regulador baseado no integrado LM317T é encarregado de proporcionar o ajuste da corrente de carga, adequando-a ao tipo de bateria empregada, no caso, um conjunto acumulador Chumbo-ácido selado (SLA), com tensão nominal de 12V e corrente máxima de 1.3Ah, que funciona em regime de carga cíclica. Um segundo conjunto de baterias, mantido em regime de carga contínua e conectado a outro circuito regulador, fica incumbido de prover a energia para o funcionamento do sistema de posicionamento do painel solar, sob reduzido consumo de corrente.

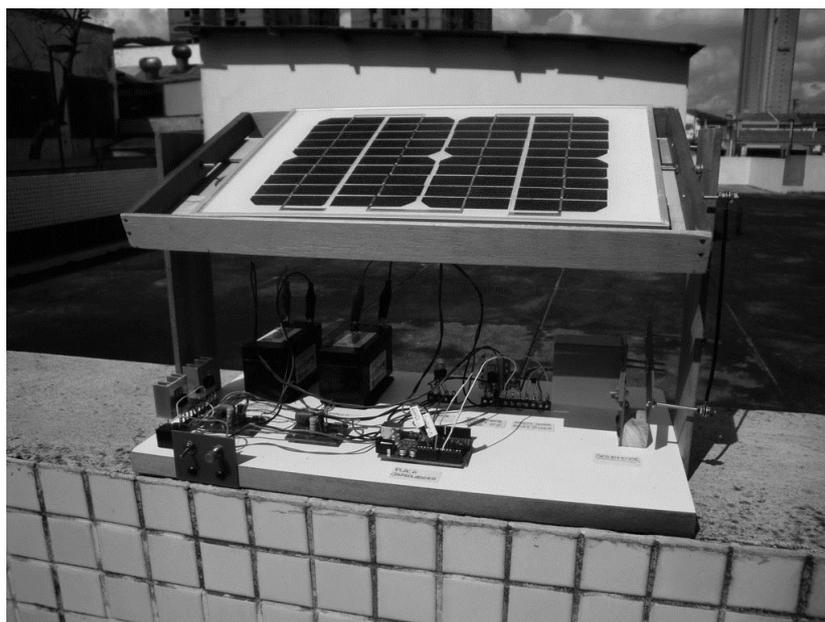


Figura V - Aspecto do protótipo final.

O uso de baterias tipo Chumbo-Ácido é providencial, visto que são os tipos de bateria que admitem recarga mais facilmente disponíveis, além de apresentarem um custo mais baixo, quando comparadas com outros tipos.

4 Conclusão

Este artigo visa propor uma alternativa sustentável para a alimentação de pequenos dispositivos eletrônicos, em locais onde a energia elétrica não está disponível. Indo além de outros métodos de geração de energia, o carregador proposto consiste em uma alternativa de baixo impacto ambiental, sem queima de combustíveis fósseis e, portanto, sem liberação de carbono para o meio ambiente, além de não oferecer riscos físicos para o usuário.

Através do uso da Lógica Paraconsistente Anotada Evidencial $E\tau$, um tipo de lógica não-trivial e capaz de aceitar contradições, na parte de tomada de decisão pelo sistema agente, é buscada uma otimização importante, permitindo o uso de um painel solar relativamente pequeno, com um rendimento final mais efetivo.

Não se pretende, contudo, uma comparação entre o modelo aqui proposto com quaisquer outras soluções semelhantes, com base em sistemas diferentes ou mesmo na lógica clássica, uma vez que a mesma constitui-se de objeto para novas iterações, que se seguirão posteriormente ao presente trabalho.

Referências

1. Abe, J.M., Da Silva Filho, J. I., U. Celestino & H.C. Araújo, *Lógica Paraconsistente Anotada Evidencial $E\tau$* . Santos, Editora Comunnicar, 2011.
2. Bermann, C. Energia no Brasil: Para quê? Para quem? Crise e alternativas para um país sustentável, Livraria da Física/Fase Editora, 2002.

3. Bursztyn, M.A., *Difícil Sustentabilidade: política Energética e Conflitos Ambientais*, Garamond, 2001
4. Camacho, E.F., Berenguel M., F.R. Rubio & D. Martínez, *Control of Solar Energy Systems*, 2012, Springer.
5. Da Costa, N.C.A., Abe, J.M., Da Silva Filho, J.I., A.C. Murolo & C.F.S Leite, *Lógica Paraconsistente Aplicada*. São Paulo, Atlas, 1999
6. Da Costa, N.C.A. & J.M Abe, Paraconsistência em Informática e Inteligência Artificial, *Estudos Avançados*, São Paulo, v. 14, n. 39, ago. 2000 . Disponível em <http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0103-40142000000200012&lng=pt&nrm=iso>. Acesso em 30 mar. 2013.
7. Da Silva Filho, J.I.; J.M. Abe & G. Lambert-Torres, ***Inteligência Artificial com Redes de Análises Paraconsistentes***: Teoria e Aplicação. Rio de Janeiro, LTC, 2008.
8. Kühnel, K., *Avr Risc Microcontroller Handbook*, 1998, Butterworth-Heinemann.
9. Labetzke, M.S., *Painel Solar*, Elektor Eletrônica, Ed. 93/94, p.10-11, 2010.

Álvaro André Colombero Prado - Mestrando em Engenharia da Produção pela Universidade Paulista (UNIP). Membro do grupo de pesquisa de Lógica Paraconsistente e Inteligência Artificial. Possui graduação em Sistemas de Informação pela Universidade Paulista (2010), atuando principalmente nos seguintes temas: carregador, eletrônica, lógica paraconsistente, protótipo e sustentabilidade.

Jair Minoro Abe - Bacharel e Mestre em Matemática, Doutor em Filosofia e Livre-Docente em Medicina, todos pela Universidade de São Paulo. Foi Professor Visitante ou Palestrista ocasional em instituições da América do Sul, Europa, México, Japão e Taiwan. Coordena um grupo de estudiosos em aplicações das lógicas paraconsistentes anotadas e coordena a Área de Lógica e Teoria da Ciência do Instituto de Estudos Avançados da USP. É Professor Titular da Universidade Paulista.

Cristina Corrêa de Oliveira - Doutoranda em Engenharia de Produção pela Universidade Paulista (UNIP), mestre em Engenharia da Computação pelo Instituto de Pesquisas Tecnológicas do Estado de São Paulo (2006), graduada em Análise de Sistemas pela Pontifícia Universidade Católica de Campinas. Membro do grupo de pesquisa de Lógica Paraconsistente e Inteligência Artificial. Professora Associada I da Faculdade de Tecnologia Zona Leste (FATEC-ZL) professora no Instituto Federal de São Paulo - campus Bragança Paulista (IFSP)

Redes Neurais Artificiais Paraconsistente e o diagnóstico da depressão

Cristina Corrêa Oliveira^{1,2},Jair Minoro Abe¹

¹Programa de Pós Graduação em Engenharia da Produção- Universidade Paulista, São Paulo, Brasil

jairabe@uol.com.br

²Instituto Federal de São Paulo – Campus Bragança Paulista, São Paulo, Brasil

crisolive@ig.com.br

Resumo. Depressão ou transtorno de humor é uma variação do humor que afeta as pessoas principalmente na idade adulta, prejudicando a qualidade de vida da população economicamente ativa. O diagnóstico da depressão depende das categorias e das manifestações de determinados sintomas, o que torna seu diagnóstico e tratamento complexo. A Lógica Paraconsistente Anotada Evidencial $E\tau$ permite analisar os sintomas e a patologia da depressão, quantificando a subjetividade dos sintomas e sinais e esta técnica é indicada quando há imprecisão e principalmente contradições, em maior ou menor grau, das informações. Este trabalho propõe o uso Redes Neurais Artificiais Paraconsistente para construção de uma aplicação para auxiliar o diagnóstico da depressão em serviços de atendimento primário.

Palavras-chave: Redes Neurais Artificiais Paraconsistentes, Lógica Paraconsistente Anotada Avidencial $E\tau$, Depressão.

Abstract. In this paper we purpose to discuss the role of depression at work; for instance according to the Brazilian health data ministry, statistical data. So it is important to develop a serious study of this mental diseases especially in the context in production engineering as the data frequently contain uncertainly, conflicting subjective and even incompleteness we need a new kind of theories based on Non-Classical logics such Paraconsistent logic . In this paper we consider de possibility of application of paraconsistent annotated evidential logic $E\tau$ and Artificial neural network . We present the first ideas in this direction.

Keywords: Paraconsistent Logic, Artificial Neural Networks, Depression

1. Introdução

A história da doença mental é tão antiga quanto à da humanidade, sendo a história psiquiátrica recente [3] e seu entendimento está relacionado ao conhecimento e aos valores de sua época. Na antiguidade, a melancolia era atribuída ao desrespeito e pecados dos homens, sendo punido pelos deuses. Hipócrates (460–370 a.C.) retira a discussão do sobrenatural e cria a teoria do desequilíbrio dos humores (fleuma, bile amarela, bile negra e sangue) em termos científicos, superando a superstição pela adoção da observação clínica. A teoria dos humores continuava na Idade Média, somente a partir da segunda metade do século XVIII, John Locke sugere que a loucura seria resultado de uma falha nas associações das informações recebidas pelos processos sensórias [3].

Depressão é uma variação do humor que afeta as pessoas na idade adulta, prejudicando a qualidade de vida da população [10] economicamente ativa, o que torna a doença onerosa com a incapacitação do individuo, levando 38,5% das pessoas com depressão ao suicídio. A depressão é classificada como transtorno do humor [7] e possui vários sintomas e sinais como: humor deprimido, perda de energia e interesse, sentimento de culpa, dificuldade

para concentrar-se, perda de apetite e tendências suicidas. Outros sinais e sintomas incluem alterações nos níveis de atividades com perda da produtividade no trabalho, capacidade cognitiva diminuída e alteração das funções vegetativas como sono, apetite, atividade sexual e outros ritmos biológicos. Essas mudanças impactam na vida social, interpessoal e principalmente na vida ocupacional já que um indivíduo com depressão tende a ter mais faltas mensais [10].

Uma avaliação psiquiátrica costuma ser feita com uma entrevista onde o paciente relata sua queixa principal, a história de sua doença e a sua história pessoal. O psiquiatra observa como o paciente relata os fatos e como se ele se comporta na entrevista, incorporando estas observações da condição atual do paciente.

Segundo [7] os pacientes se dizem tristes, sem esperanças e essas características são descritas muitas vezes como sendo uma dor emocional lancinante. Outra queixa, com alto índice de relato, é a diminuição de energia resultando em dificuldades para terminar tarefas, baixo comprometimento no trabalho e motivação diminuída para assumir novos projetos. Outros sintomas significativos [2] na depressão são atípicos como: aumento do sono, aumento do apetite e conseqüentemente aumento de peso e agravamento de doenças médicas coexistentes como diabete, hipertensão, doenças pulmonares obstrutiva e cardiopatia. A ansiedade, queixas somáticas e o abuso do álcool são fatores complicadores no tratamento da depressão assim como os sintomas cognitivos que incluem incapacidade de concentração e comprometimento do pensamento.

O diagnóstico da depressão depende das categorias e das manifestações de determinados sintomas, o que torna seu diagnóstico e tratamento complexo [12].

Depressão, caracterizado como transtorno de humor [7], tornou-se um problema de saúde pública, uma a cada duas pessoas apresenta transtornos mentais ao longo da vida. Este projeto visa a construção de um sistema de apoio a decisão médica (SADM) utilizando

Redes Neurais Artificiais Paraconsistente baseada na Lógica Paraconsistente Anotada Evidencial $E\tau$, facilitando o diagnóstico da depressão.

2. Diagnósticos da Depressão

A elaboração do diagnóstico de depressão tem como principal objetivo determinar a presença ou a ausência de um conjunto de características clínicas. Segundo [2], a avaliação dos sintomas, no caso da depressão, é essencial para a elaboração do diagnóstico. As escalas de avaliação da depressão ajudam na avaliação dos sintomas e na elaboração do próprio diagnóstico.

As escalas da avaliação de depressão variam de questionários respondidos pelos pacientes, denominada auto-avaliação; as que são aplicadas por observadores, e as híbridas (auto-avaliação e observador). A auto-avaliação requer julgamento do próprio paciente, ou de uma pessoa próxima que o conheça bem e apresenta a vantagem de ser econômica [4] com relação ao tempo ao ser aplicada por uma equipe de saúde. Uma desvantagem é que o próprio paciente deve fornecer informações sobre seu humor e principalmente seus sentimentos e sua confiabilidade é limitada pois pressupõe que o paciente consiga avaliar a gravidade dos seus sintomas e aceite o tratamento.

A escala de Avaliação da Depressão de Hamilton [7] é uma avaliação aplicada por avaliadores treinados e consiste em 17 a 24 itens sendo cada item classificado de 0 a 4 ou de 0 a 2, com uma pontuação variando de 0 a 76. Essa escala é feita através de entrevista clínica com o paciente e é feita uma abordagem sobre sentimentos de culpa, suicídio, hábitos de sono, sintomas somáticos e finalmente uma análise do desempenho no trabalho e atividades.

É importante destaca [2] que a Escala de Avaliação da Depressão de Hamilton não fornece pontos de corte para os indicativos dos graus de gravidade da depressão: leve, moderada,

grave. Segundo [11] a entrevista não possui padrões e depende do conhecimento e da habilidade do entrevistador na quantificação dos escores de cada item. Existe um consenso [11] que escores acima de 25 identificam depressão grave, entre 18 a 24 representam depressão moderada, entre 7 a 17 indicam depressão leve, e escores menores que 7 definem ausência de depressão.

3. Lógica Paraconsistente Anotada Evidencial $E\tau$

A lógica clássica, de tradição aristotélica, tem como princípio básico o princípio da contradição ou não contradição. A contradição diz que uma proposição tem somente dois valores, falso e verdadeiro, e que não podem assumir simultaneamente os dois valores. Este é princípio do terceiro excluído. Uma contradição nunca será verdadeira se for formada por duas ou mais proposição contraditórias. Argumentos formulados em linguagem natural são freqüentemente difíceis de serem avaliados por causa da natureza ambígua, vaga e equivocada das palavras, do estilo metafórico e principalmente confuso.

A veracidade ou a falsidade das proposições [1] é o principal problema que envolve a estrutura da lógica clássica, pois as aplicações que utilizam essa lógica não são capazes de tratar as contradições do mundo real que apresentam, a cada dia, informações inconsistentes e contraditórias, pois as informações são mais aprofundadas e mais precisas. As aplicações atuais devem estar preparadas para resolver problemas de inconsistências [5] e não simplesmente ignorando-as, refutando-as como falsas ou confirmando-as como verdadeiras. Existem casos em que as proposições podem ser verdadeiras e as inferências são ilegítimas, portanto, argumentos válidos podem ser conclusões verdadeiras ou falsas. A validade de um argumento não garante a verdade da conclusão. A Lógica Paraconsistente Anotada Evidencial $E\tau$ parte do princípio que é possível estabelecer, numa escala de 0 a 1, graus de evidência favorável, denotado por μ , e evidência desfavorável, denotado por λ ,

para as proposições. Seja [8] a proposição $p = \text{“Pedrinho está doente”}$, se $p = (1.0, 0.0)$ a leitura será: “Pedrinho tem 100% - evidencia favorável total” ou “Pedrinho está doente”. Uma anotação $(0.8, 0.4)$ indica que Pedrinho está com uma evidencia favorável de 80% e uma evidencia contrária de 40%. Se a anotação for $p = (0.0, 1.0)$ deve ser feita a leitura que “Pedrinho tem evidencia favorável nula e evidencia contraria total” e p é falsa. Se a anotação for $p = (1.0, 1.0)$ leia como contradição total (falso e verdadeiro) e p é inconsistente. A anotação $p = (0.0, 0.0)$ com evidência favorável nula e evidência contraria nula é denominado paracompleto pois falta de informação. A última anotação é a $p = (0.5, 0.5)$ que pode ser lida como 50% de condição favorável e 50% de condição desfavorável e p é “indefinida”. A Lógica Paraconsistente Anotada Evidencial $E\tau$ trata os estados intermediários como: falso tendendo ao inconsistente; quase inconsistente; inconsistente; verdadeiro tendendo ao inconsistente; quase verdadeiro; verdadeiro; verdadeiro tendendo ao indeterminado; quase indeterminado; indeterminado; falso tendendo ao indeterminado; e quase falso.

De acordo com [1], Lógica Paraconsistente Anotada Evidencial $E\tau$ está relacionada com o reticulado completo denominado QUPC - Quadrado Unitário do Plano Cartesiano, como mostra a Figura I.

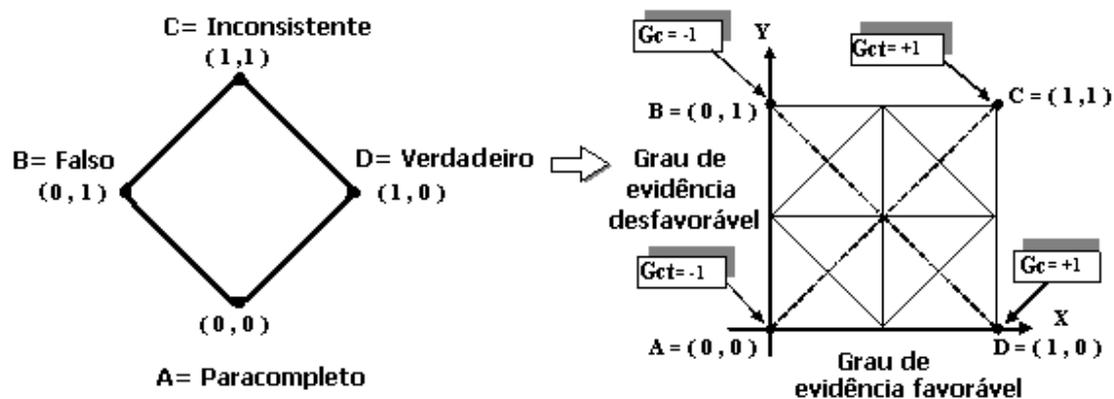


Figura I. Reticulado representado por um qupc [6]

Para uma dada proposição de evidência favorável μ_1 e evidência desfavorável μ_2 , constitui-se o par (μ_1, μ_2) pertencente ao produto cartesiano $[0,0;1,1]$ no QUPC. Os valores de evidência favorável μ_1 e evidência desfavorável μ_2 podem ser quaisquer no intervalo fechado $[0,1]$, destacando-se [1] os seguintes pares $(\mu_1;\mu_2)$:

- $(0,0)$ pode ser lida como uma proposição paracompleta (evidência favorável nula e evidência contrária nula).
- $(1,1)$ pode ser lida como uma proposição inconsistente (evidência favorável total e evidência contrária total).
- $(1,0)$ pode ser lida como uma proposição verdadeira (evidência favorável total e evidência contrária nula).
- $(0,1)$ pode ser lida como uma proposição falsa (evidência favorável nula e evidência contrária total).
- $(0.5,0.5)$ pode ser lida como uma proposição indefinida (evidência favorável igual à evidência contrária de 0.5).

4. Graus de Certeza e Incerteza

Com base nos pontos cardeais expressos na Figura II, e através do uso das propriedades dos números reais [1], pode ser definida uma estrutura matemática com o intento de permitir a manipulação do conceito de incerteza, contradição e de paracompleteza, dentre outros.

Tal mecanismo irá conter naturalmente, os estados verdadeiro e falso, já tratados dentro do escopo da lógica clássica, com todas as suas conseqüências. Outros conceitos, intuitivos, serão também incluídos, buscando-se atingir a finalidade definida:

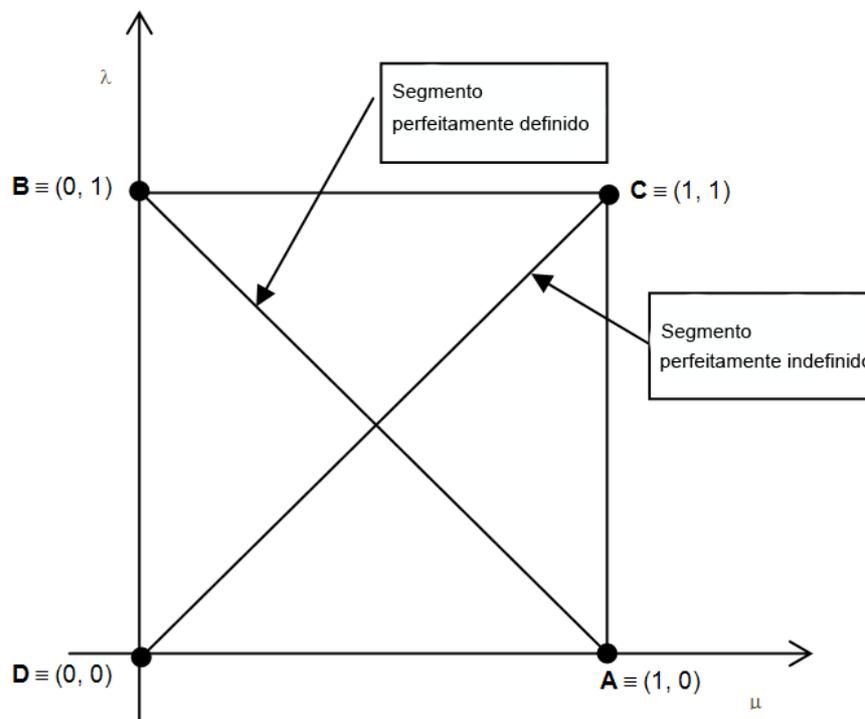


Figura II. Reticulado τ [1]

No reticulado τ nota-se quatro pontos que nortearão os questionamentos. Denominam-se os pontos cardeais:

$A \equiv (1, 0, 0) \equiv$ estado verdadeiro

$B \equiv (0, 0, 1) \equiv$ estado falso

$C \equiv (1, 0, 1) \equiv$ estado inconsistente

$D \equiv (0, 0, 0) \equiv$ estado paracompleto

Com os pontos cardeais e com as propriedades dos números reais, utiliza-se uma estrutura matemática a fim de materializar as idéias para manipular mecanicamente o conceito de incerteza, contradição e de paracompleteza, entre outros, resultando, naturalmente, de algum modo os estados verdadeiro e falso tratados dentro do escopo da lógica clássica, com todas as suas conseqüências.

Segmento perfeitamente definido AB: $\mu + \lambda - 1 = 0; 0 \leq \mu, \lambda \leq 1$

Segmento perfeitamente indefinido DC: $\mu - \lambda = 0; 0 \leq \mu, \lambda \leq 1$

As constantes de anotação (μ, λ) que incidem no segmento perfeitamente indefinido, possuem a relação $\mu - \lambda = 0$, ou seja, $\mu = \lambda$. Logo, a evidência favorável é idêntica à evidência contrária, o que mostra que a proposição $p(\mu, \lambda)$ expressa uma indefinição. Ela varia continuamente desde a inconsistência $(1, 1)$ até o paracompleto $(0, 0)$.

Uma vez que as constantes de anotação (μ, λ) que incidem no segmento perfeitamente definido, possuem a relação $\mu + \lambda - 1 = 0$, ou seja $\mu = 1 - \lambda$, ou ainda $\lambda = 1 - \mu$. Logo, no primeiro caso, a evidência favorável é o complemento booleano da evidência contrária e, no segundo, a evidência contrária é o complemento booleano da evidência favorável, o que mostra que as evidências, favorável e contrária ‘comportam-se’ como na lógica clássica. Ela varia continuamente desde a falsidade $(0, 1)$ até a veracidade $(1, 0)$.

Serão introduzidas as aplicações: $G_{ic}: [0, 1] \times [0, 1] \rightarrow [0, 1]$, $G_{pa}: [0, 1] \times [0, 1] \rightarrow [-1, 0]$, $G_{ve}: [0, 1] \times [0, 1] \rightarrow [0, 1]$, $G_{fa}: [0, 1] \times [0, 1] \rightarrow [-1, 0]$

Definidas por:

Grau de Inconsistência: $G_{ic}(\mu, \lambda) = \mu + \lambda - 1$, desde que $\mu + \lambda - 1 \geq 0$

Grau de Paracompleteza: $G_{pa}(\mu, \lambda) = \mu + \lambda - 1$, desde que $\mu + \lambda - 1 \leq 0$

Grau de Veracidade: $G_{ve}(\mu, \lambda) = \mu - \lambda$, desde que $\mu - \lambda \geq 0$

Grau de Falsidade: $G_{fa}(\mu, \lambda) = \mu - \lambda$, desde que $\mu - \lambda \leq 0$

Observa-se que o Grau de Veracidade permite uma medição, de quanto uma anotação (μ, λ) se distancia do segmento perfeitamente definido e de quanto se “aproxima” do estado verdade, e o Grau de Falsidade indica o quanto uma anotação (μ, λ) está distante do segmento perfeitamente definido e quanto se aproxima do estado falso.

De maneira similar, o Grau de Inconsistência mede o quanto uma anotação (μ, λ) está distante do segmento perfeitamente indefinido e o quanto se aproxima do estado inconsistente, da mesma forma que o Grau de Paracompleteza mostra o quanto uma anotação (μ, λ) se distancia do segmento perfeitamente indefinido e quão se aproxima do estado paracompleto.

Chama-se Grau de Incerteza $G_{in}(\mu, \lambda)$ de uma anotação (μ, λ) a qualquer um dos graus de inconsistência ou de paracompleteza.

5. Redes Neurais Artificiais Paraconsistentes

As Redes Neurais Artificiais (RNA) são modelos matemáticos e computacionais não-lineares que constituem uma metáfora das estruturas neurais biológicas para o processamento de informações.

Um elemento neural, equivalente ao neurônio biológico, em uma RNA é uma unidade básica de processamento e é denominado neurônio artificial [9], sendo representado graficamente pela Figura III tendo como função primordial coletar sinais de entrada da rede ou oriundos de outros neurônios para avaliação de dados, utilizando pesos, os quais são repassados aos outros neurônios e/ou para a saída da rede.

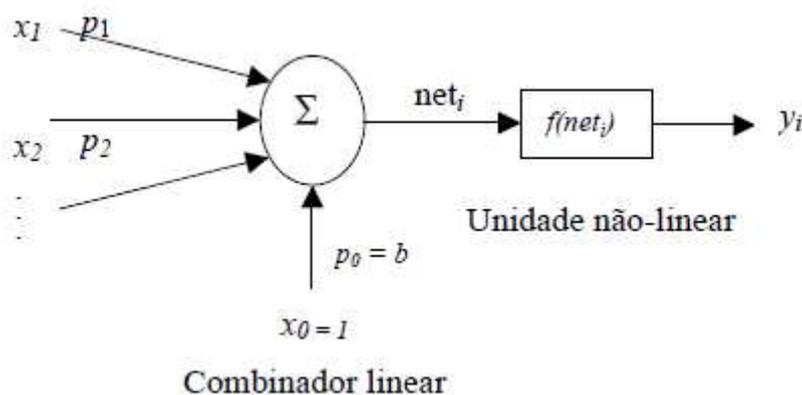


Figura III. Modelo simplificado de um neurônio [13]

Um sistema neural artificial básico é constituído por neurónios agrupados em camadas, onde cada neurónio artificial refere a um valor de entrada, com o respectivo peso, um valor limiar e uma saída. O modelo de neurónio artificial, Figura III, é denominado Perceptron e combina uma série de Sinapses conectadas aos terminais de entrada, cujas saídas ponderadas são combinadas em um somador [13].

A Rede Neural Artificial Paraconsistente (RNAP), apresenta algumas características distintas das demais redes. Sua construção é baseada na Lógica Paraconsistente Anotada Evidencial Et [6].

A construção das células artificiais segue idéias distintas também das usuais, bem como todo o seu funcionamento. A unidade neural mais básica consiste de duas entradas (inputs) e uma saída (output) e denomina-se como Célula Artificial Paraconsistente básica (CAPb) [6].

A primeira entrada da CAPb é o grau de evidência favorável (ou grau de crença favorável, ou μ) à proposição analisada. A segunda entrada da CAPb é o grau de evidência contrário (ou grau de crença desfavorável, ou λ). A saída da CAPb é a resultante calculada (ou μ_r) pelos grau de certeza (G_c) e grau de contradição (G_{ct}) com base nos valores de entrada (μ e λ).

Na família das Células Neurais Artificiais Paraconsistente (CNAP's), todas as células estão alicerçadas em Lógica Paraconsistente Anotada Evidencial E, mas cada uma possui uma função diferente e é representada por um algoritmo que permite sua programação em linguagem de programação, tendo-se as seguintes classificações de células segundo respectivas funções [6].

- Célula Neural Artificial Paraconsistente de Conexão analítica (CNAPCa): faz a análise analógica dos sinais e conecta todas as células componentes da rede.
- Célula Neural Artificial Paraconsistente de Conexão lógica seletiva (CNAPCise): faz a análise lógica dos sinais utilizando conectivos lógicos, tais como os de maximização e minimização, ao mesmo tempo que seleciona qual das suas duas saídas deve ficar ativa, visto que possui duas entradas e duas saídas distintas.
- Célula Neural Artificial Paraconsistente de passagem (CNAPp): direciona o fluxo de informações para determinada região da rede.
- Célula Neural Artificial Paraconsistente de complementação (CNAPco): faz a complementação do valor em relação à unidade para qualquer sinal aplicado em sua entrada.
- Célula Neural Artificial Paraconsistente de decisão (CNAPd): faz a análise paraconsistente e determina uma decisão baseada nos resultados gerados por tal análise, considerando que essa decisão é representada por um estado lógico que pode ser Verdadeiro, Falso ou Indefinido.
- Célula Neural Artificial Paraconsistente de aprendizagem (CNAPa): aprende e desaprende padrões aplicados com frequência em sua entrada.
- Célula Neural Artificial Paraconsistente de memorização (CNAPm): guarda padrões aprendidos pela CNAPa em um processo de funcionamento de aprendizagem/memorização.

6. Aplicação da Rede Neural Paraconsistente ao ParaDep

A escala de avaliação de depressão de Hamilton é considerada uma escala padrão, sendo utilizada amplamente [2] para avaliar a gravidade dos sintomas depressivos.

A partir dos princípios indicados, o sistema ParaDep está em construção com as categorias da escala de Hamilton, utilizando uma rede neural artificial paraconsistente, onde cada critério corresponderá a uma célula neural artificial, CNAP's, sendo responsável por processar sinais conforme a Lógica Paraconsistente Anotada, capaz de expressar a análise paraconsistente tratando as evidências favoráveis e contrárias.

Referências

1. Abe, J.M., Da Silva Filho, J. I., U. Celestino & H.C. Araújo, Lógica Paraconsistente Anotada Evidencial Et. Santos, Editora Comunnicar, 2011.
2. Calil, H.M. & M.L.N. Pires, Aspectos gerais das escalas de avaliação de depressão. Revista de Psiquiatria Clínica, Vol 25, No 5, Setembro / Outubro de 1998.
3. Cordas, T.A., *Depressão: da bile negra aos neurotransmissores, uma introdução histórica*. São Paulo, Lemos Editorial, 2002.
4. Couto Junior, E.B. *Abordagem não-paramétrica para cálculo do tamanho da amostra com base em questionários ou escalas de avaliação na área de saúde*. Tese. Faculdade de Medicina, Universidade de São Paulo, São Paulo, 2009.
5. Da Costa, N.C.A. & J.M Abe, Paraconsistência em Informática e Inteligência Artificial, Estudos Avançado., São Paulo, v. 14, n. 39, ago. 2000. Disponível em <http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0103-40142000000200012&lng=pt&nrm=iso>. Acesso em 30 mar. 2013.
6. Da Silva Filho, J.I. & J.M. Abe, Fundamentos das Redes Neurais Paraconsistentes: Destacando Aplicações em Neurocomputação. São Paulo, Arte & Ciência, 2001.
7. Kaplan, H., I.; B.J. Sadock & J.A. Grebb, *Compêndio De Psiquiatria: Ciências Do Comportamento e Psiquiatria Clínica*, 7.Ed. Porto Alegre, Artes Médicas, 1997.

8. Lopes, H.F.S., Aplicação de redes neurais artificiais paraconsistentes como método de auxílio no diagnóstico da doença de Alzheimer. Dissertação, Faculdade de Medicina, Universidade de São Paulo, São Paulo, 473pp, 2009.
9. Massad, E., Menezes, R., P.S. Silveira & N.R. Ortega, *Métodos Quantitativos em Medicina*. São Paulo, Manole, 2004.
10. Ministério da Previdência. Disponível em: <
<http://www.previdenciasocial.gov.br/conteudoDinamico.php?id=502> >. Acessado em 16
mai 2011.
11. Moreno, R.A. & D.H. Moreno, Escalas de depressão de Montgomery & Åsberg (MADRS) e de Hamilton (HAM-D). *Revista de Psiquiatria Clínica*, Vol 25, No 5, Setembro / Outubro de 1998.
12. Razzouk, D., Shirakawa, Itiro, Mari, Jair de J, Sistemas inteligentes no diagnóstico da esquizofrenia, *Revista Brasileira Psiquiatria*, 2000, Vol 22, pp 35 a 37.
13. Santos, C. R., *Análise de assinaturas manuscritas baseada nos princípios de grafoscopia*. Pontifícia Universidade Católica do Paraná. Curitiba. 2004.

Cristina Corrêa de Oliveira - Doutoranda em Engenharia de Produção pela Universidade Paulista (UNIP), mestre em Engenharia da Computação pelo Instituto de Pesquisas Tecnológicas do Estado de São Paulo (2006), graduada em Análise de Sistemas pela Pontifícia Universidade Católica de Campinas. Membro do grupo de pesquisa de Lógica Paraconsistente e Inteligência Artificial. Professora Associada I da Faculdade de Tecnologia Zona Leste (FATEC-ZL) professora no Instituto Federal de São Paulo - campus Bragança Paulista (IFSP).

Jair Minoro Abe - Bacharel e Mestre em Matemática, Doutor em Filosofia e Livre-Docente em Medicina, todos pela Universidade de São Paulo. Foi Professor Visitante ou Palestrista ocasional em instituições da América do Sul, Europa, México, Japão e Taiwan. Coordena um grupo de estudiosos em aplicações das lógicas paraconsistentes anotadas e coordena a Área de Lógica e Teoria da Ciência do Instituto de Estudos Avançados da USP. É Professor Titular da Universidade Paulista

Aspectos práticos da implementação de Redes Neurais Artificiais Paraconsistentes

Helder Frederico da Silva Lopes^{1,2}

Jair Minoro Abe³

¹Engenharia da Produção, Instituto de Ciências Exatas e Tecnologia - Universidade
Paulista, São Paulo, Brasil

²FMUSP – Faculdade de Medicina da Universidade de São Paulo

helderfredlopes@usp.br

³Programa de Pós Graduação em Engenharia da Produção- Universidade Paulista,
São Paulo, Brasil

jairabe@uol.com.br

Resumo. A utilização de recursos de software e hardware computacionais para implementação de teorias matemáticas não são novidades. Porém a falta de capacitação de profissionais para tal função, em relação a teorias não clássicas, se torna um agente de morosidade para o desenvolvimento de novas aplicações. Uma dessas teorias, a Rede Neural Artificial Paraconsistente (RNAP), que permite o tratamento de informações incertas e/ou contraditórias, possui uma vasta aplicabilidade prática, sendo de fácil implementação computacional. Desde modo, este artigo tem o objetivo de ilustrar algumas soluções de implementação da RNAP.

Palavras-chave: Técnicas de programação, Lógica Paraconsistente, Redes Neurais Artificiais, Algoritmo, Reconhecimento de padrões.

Abstract. The use of software and hardware resources for computational implementation of mathematical theories are not new. But the lack of professional training for such function in relation to non-classical theories, becomes an agent to slowness the development of new applications. One of these theories, the Paraconsistent Artificial Neural Network (PANN), that allows the treatment of uncertain information and / or contradictory, has extensive practical applicability, and easy computational implementation. In this way, this article aims to illustrate some solutions implementation of PANN.

Keywords: Programming Techniques, Paraconsistent Logic, Artificial Neural Networks, algorithm, partner recognition.

1 Introdução

A utilização de recursos de software e hardware computacionais para implementação de teorias matemáticas não são novidades. Porém a falta de capacitação especializada de profissionais para tal função se torna um agente de morosidade para o desenvolvimento de novas aplicações com base em teorias não clássicas.

Infelizmente, grande parte das instituições de ensino voltadas ao ensinamento de técnicas de programação de computadores focam seus esforços nas práticas de implementação de algoritmos clássicos, limitando seus alunos o conhecimento de novas teorias matemáticas e/ou conceitos de lógicos não clássicos.

Com o avanço da tecnologia computacional, atualmente possuímos computadores de acesso popular dotados de multi-processamento e alta capacidade de memória e armazenamento de dados. Tais características permitem, com certa facilidade, a implementação de teorias matemáticas baseadas em processamento paralelo.

Uma dessas teorias, a Rede Neural Artificial Paraconsistente (RNAP), que permite o tratamento de informações incertas e/ou contraditórias, possui uma vasta aplicabilidade prática, sendo de fácil implementação computacional.

Desde modo, este artigo tem o objetivo de ilustrar algumas soluções de implementação da RNAP.

2 Método

Rede Neural Artificial Paraconsistente (RNAP) é uma nova classe de rede neural artificial introduzida em [7]. Sua base se apóia em lógica paraconsistente anotada $E\tau$ [1].

Utilizando os conceitos da Célula Neural Artificial Paraconsistente (CNAP) básica, podemos obter a família de CNAP usados em nosos estudos: Conexão analítica (CNAPca), Maximização (CNAPmax), e Minimização (CNAPmin), conforme descrito na Tabela I:

Tabela I. Células neurais artificiais paraconsistentes

CNAP	Entradas	Cálculos	Output
Conexão Analítica CNAPca	μ λ Ft_{ct} , Ft_{ce}	$\lambda_c = 1 - \lambda$ $G_{un} G_{ce}$, $\mu_r = (G_{ce} + 1)/2$	If $ G_{ce} > Ft_{ce}$ then $S_1 = \mu_r$ and $S_2 = 0$ If $ G_{un} > Ft_{ct}$ and $ G_{un} > G_{ce} $ then $S_1 = \mu_r$ and $S_2 = G_{un} $ if not $S_1 = 1/2$ and $S_2 = 0$
Maximização CNAPmax	μ λ	G_{ce} $\mu_r = (G_{ce} + 1)/2$	If $\mu_r > 0.5$, then $S_1 = \mu$ If not $S_1 = \lambda$
Minimização: CNAPmin	μ λ	G_{ce} $\mu_r = (G_{ce} + 1)/2$	If $\mu_r < 0.5$, then $S_1 = \mu$ if not $S_1 = \lambda$

Combinando o processamento das CNAP citadas, é possível construir um sistema neural artificial paraconsistente (SNAP) para análise de sinais com base no SNAP de tratamento de contradições, conforme descrito em [7].

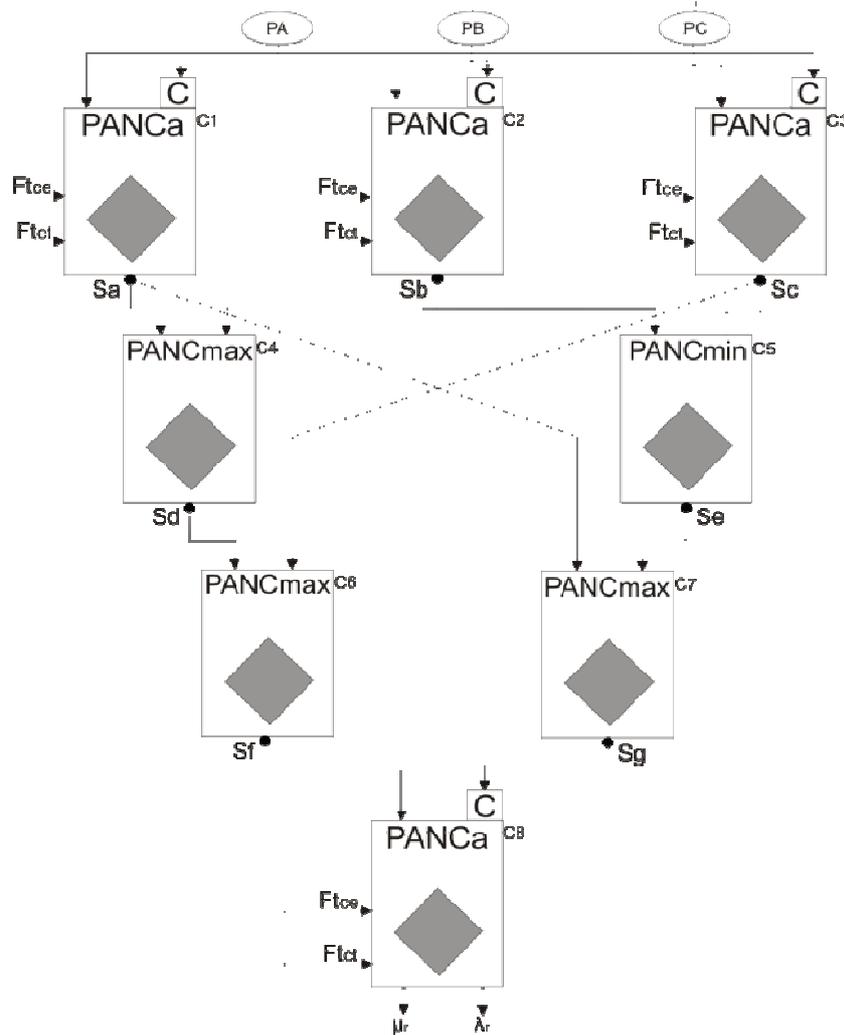


Figura I. Exemplo de Arquitetura de RNAP utilizada em [9]. Três sistemas especialistas: PA, para o Sistema Especialista 1; PB, para o Sistema Especialista 2, and PC, para o sistema Especialista 3:

Primeira camada da RNAP: C1 processa os dados de entrada de PA e PB; C2 processa os dados de entrada de PB e PC; C3 processa os dados de entrada de PC e PA.

Segunda camada da RNAP: C4 calcula o valor da evidência máxima entre as células C1 e C2; C5 calcula o valor da evidência mínima entre as células C2 e C3;

Terceira camada da RNAP: C6 calcula o valor da evidência máxima entre as células C4 e C3; C7 calcula o valor da evidência mínima entre as células C1 e C5.

Quarta camada da RNAP: C8 resulta o valor de decisão final.

PANC A = Célula Neural Artificial Paraconsistente de Conexão Analítica (CNAPca).

PANCMax = Célula Neural Artificial Paraconsistente de Conexão Logica simples de maximização (CNAPmax).

PANCMin = Célula Neural Artificial Paraconsistente de Conexão Logica simples de minimização (CNAPmin).

Ftce = Fator de tolerância à certeza; Ftct = Fator de tolerância à contradição.

Sa = Saída da célula C1; Sb = Saída da célula C2; Sc = Saída da célula C3; Sd = Saída da célula C4; Se = Saída da célula C5; Sf = Saída da célula C6; Sg = Saída da célula C7.

C = Valor de entrada complementarizada;

μr = Valor de saída da RNAP; λr = Valor de saída da RNAP;

A seguir, é apresentada uma possível solução de implementação das CNAPs utilizando a linguagem de programação Object Pascal.

Os nomes das funções e variáveis apresentadas nos exemplos seguem a mesma nomenclatura dos nomes utilizados no modelo teórico, para facilitar a compreensão da lógica utilizada.

Tabela II. CNAPca implementation.

```
function TFaPANN.PANCAC(mi, lambda, Ftce, Ftct: real; output: integer):
real;
var
  Gce: real;
  Gun: real;
  lambdacp: real;
  mir: real;
  S1, S2: real;
begin
  lambdacp := 1 - lambda;
  Gce := mi - lambdacp;
  Gun := mi + lambdacp - 1;
  mir := (Gce + 1) / 2;

  if (abs(Gce) > Ftce) then
  begin
    S1 := mir;
    S2 := 0;
  end
  else
  begin
    if (abs(Gun) > Ftct) and (abs(Gun) > abs(Gce)) then
    begin
      S1 := mir;
      S2 := abs(Gun);
    end
    else
    begin
      S1 := 0.5;
      S2 := 0;
    end;
  end;
  if output = 1 then result := S1 else result := S2;
end;
```

Tabela III. CNAPmax implementation.

```
Function TFaPANN.PANCMAX(mi, lambda: real): real;
var
  mir: real;
begin
  mir := ((mi - lambda) + 1) / 2;
  if (mir > 0.5) then
    result := mi
  else
    result := lambda;
end;
```

Tabela IV. CNAPmin implementation.

```
Function TFaPANN.PANCMIN(mi, lambda: real): real;
var
  mir: real;
begin
  mir := ((mi - lambda) + 1) / 2;
  if (mir < 0.5) then
    result := mi
  else
    result := lambda;
end;
```

Tabela V. Exemplo de Arquitetura de RNAP utilizada em [9]. (Figura I).

```
function TF_pann.Ad_diagnostic_analysis(PA, PB, PC: real; tipo:
integer): real;
var
  C1, C2, C3, C4, C5, C6, C7: real;
begin
  C1 := FaPANN.PANCAC(PA, PB, 0, 0, 1);
  C2 := FaPANN.PANCAC(PC, PB, 0, 0, 1);
  C3 := FaPANN.PANCAC(PC, PA, 0, 0, 1);

  C4 := FaPANN.PANCMAX(C1, C2);
  C6 := FaPANN.PANCMAX(C4, C3);

  C5 := FaPANN.PANCMIN(C2, C3);
  C7 := FaPANN.PANCMIN(C1, C5);

  if tipo = 1 then
    result := FaPANN.CNAPCA(C6, C7, 0, 0, 1)
  else
    result := FaPANN.CNAPCA(C6, C7, 0, 0, 2);
end;
```

3 Resultados

Utilizando as ferramentas demonstradas anteriormente, podemos ilustrar sua aplicabilidade utilizada em [9]. Neste estudo aplicaram-se as RNAPs para detecção e classificação de ondas eletroencefalograma (EEG) (Figura II) para diagnóstico de Doença de Alzheimer provável.

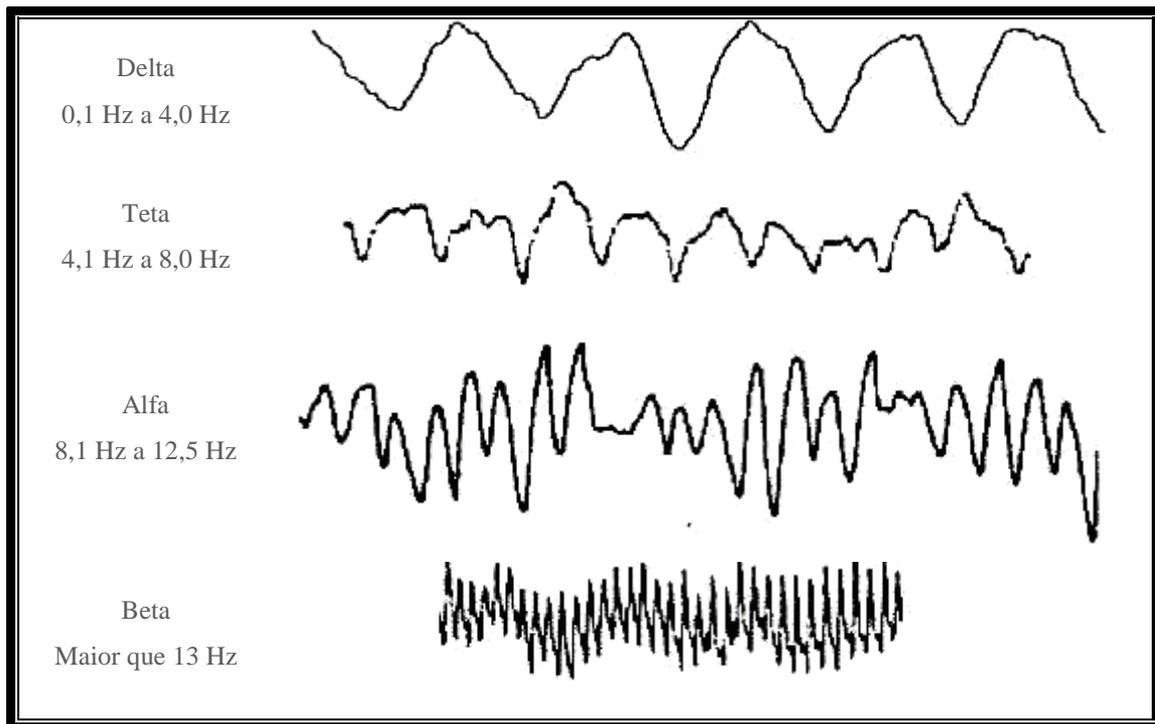


Figura II. Bandas de frequências clinicamente estabelecidas e habitualmente encontradas no EEG [10].

Para alimentar a RNAP (Figura I), foram criados três sistemas especialistas, responsáveis por extrair características específicas do exame de EEG. Tais características foram quantificadas e normalizadas em um intervalo real fechado $[0,1]$, de modo a gerar um valor de evidência favorável (μ) e, por complementação, um valor de evidência contrária (λ).

Desta forma temos:

- Sistema especialista de detecção de nível de diminuição de frequência média.
Através de um parâmetro externo, este especialista verifica a frequência média de ondas alfas do exame e o compara com uma frequência média.
Este sistema vai gerar dois valores de saída:
 - A evidência favorável (μ): terá seus valores normalizados em 0 (o que corresponde a 100% - ou mais - de perda de frequência) até 1 (o que corresponde a 0% de perda de frequência).
 - A evidência contrária (λ): será o complemento da evidência favorável (μ), ou seja, $\lambda = 1 - \mu$.
- Sistema especialista de detecção de concentração de ondas rápidas.

Este especialista será utilizado para verificar a concentração de ondas rápidas no exame. Para tal, considera-se o quociente da somatória das ondas de frequências rápidas (alfa e beta) pelas ondas de frequências lentas (delta e teta), gerando duas saídas:

- Evidência favorável (μ): $(\text{alfa} + \text{beta}) / (\text{delta} + \text{teta})$
 - Evidência contrária (λ): será o complemento da evidência favorável (μ), ou seja, $\lambda = 1 - \mu$.
- Sistema especialista de detecção de concentração de ondas lentas

Este especialista será utilizado para verificar a concentração de ondas lentas no exame. Para tal, considera-se o quociente da somatória das ondas de frequências lentas (delta e teta) pelas ondas de frequências rápidas (alfa e beta), gerando duas saídas:

- Evidência favorável (μ): $(\text{delta} + \text{teta}) / (\text{alfa} + \text{beta})$
- Evidência contrária (λ): será o complemento da evidência favorável (μ), ou seja, $\lambda = 1 - \mu$.

Após o processamento da RNAP (Figura I) com os dados dos três sistemas especialistas, o resultado da RNAP é submetido a um reticulado de tomada de decisão da lógica paraconsistente (Figura III).

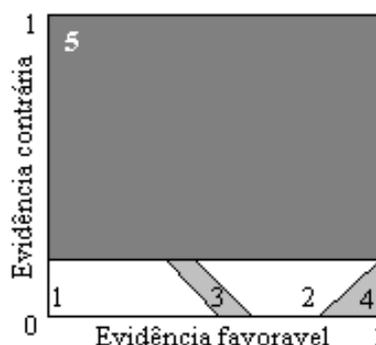


Figura III. Reticulado para tomada de decisão utilizada no processo de análise da RNAP. Área 1: Estado lógico Falso (DA provável abaixo da média populacional); Área 2: Estado lógico Quase-verdadeiro (DA provável acima da média populacional); Área 3: Estado lógico Quase-falso (normal abaixo da média populacional); Área 4: Estado lógico Verdadeiro (normal acima da média populacional); Área 5: Estado lógico de indefinição (área não utilizada no estudo).

Como resultado final do estudo obteve-se, com base na casuística da tabela VI, os valores apresentados nas tabelas VII.

Tabela VI. Casuística utilizada em [9]. (Fig. I).

	Indivíduos Normais Grupo Controle	Indivíduos DA provável Grupo DA
Homens	8	6
Mulheres	26	27
Idade média	61,38	68
Escolaridade	8,12	6,21
MEEM	24,53	20,58

Grupo de indivíduos selecionados para o estudo. Homens: Pacientes do gênero masculino; Mulheres: Pacientes do gênero feminino; Idade média: Média das idades dos pacientes; Escolaridade: Média dos anos de estudos dos pacientes; MEEM: Média da pontuação do mini exame de estado mental.

Tabela VII. Resultados obtidos em [9] (Fig. I).

	Doente	Não doentes	Total
Negativo	19,40%	8,96%	28,36%
Positivo	29,85%	41,79%	71,64%
Total	49,25%	50,75%	100,00%

Sensibilidade: 82%

Especificidade: 61%

Tabela de frequência relativa, sensibilidade e especificidade de diagnóstico: Pacientes com DA provável (Doente) e pacientes normais (Não doentes).

4 Conclusão

Embora as soluções de implementação apresentadas sejam baseadas em programação procedural (para facilitar a didática dos exemplos) sua inferência em técnicas de programação orientada a objetos é possível e trivial.

Soluções de implementação baseadas em técnicas de programação orientada a objetos se tornam particularmente interessante, pois suas características permitem o processo paralelo de dados, tal qual como a teoria da RNAP prevê para o processamento dos dados.

Desta forma, cada CNAP pode ser programada em forma de objeto, assim como o SNAP.

Outras técnicas de programação, tal como a de multi processamento (multi threads) também se tornam interessantes, aliando-se tanto a técnicas de programação estrutural, como a de orientação a objetos, permitindo assim que o software implementado consiga dividir seus processos paralelamente.

Conforme os resultados apresentados no estudo de exemplo de aplica em EEG, percebe-se a potencialidade desta ferramenta para análise de sinais, particularmente sinais biológicos, para sistema que necessitam de classificação e detecção de tais sinais.

Referência

1. Abe, J.M., Foundations of Annotated Logics, PhD thesis (in Portuguese) University of São Paulo, Brazil, 1992.
2. Abe, J.M., Some Aspects of Paraconsistent Systems and Applications, *Logique et Analyse*, 157(1997), 83-96.
3. Abe, J.M., H.F.S. Lopes & K. Nakamatsu, Paraconsistent Artificial Neural Networks and Delta, Theta, Alpha, and Beta Bands Detection. *Intelligent Systems Reference Library*, v. 29, p. 331-364, 2012.
4. Abe, J.M., H.F.S. Lopes & K. Nakamatsu, An Overview of Paraconsistent Artificial Neural Networks and Applications. *Frontiers in Artificial Intelligence and Applications*, v. 243, p. 1350-1359, 2012.
5. Abe, J.M., H.F.S. Lopes & R. Anghinah, Paraconsistent Artificial Neural Network and Alzheimer Disease: A Preliminary Study, *Dementia & Neuropsychologia*, Vol 3, 241-247, 2007.
6. Da Silva Filho, J.I., *Métodos de interpretação da Lógica Paraconsistente Anotada com anotação com dois valores LPA2v com construção de Algoritmo e implementação de Circuitos Eletrônicos*, Tese. EPUSP, São Paulo, 1999.

7. Da Silva Filho, J.I.; J.M. Abe & G. Lambert-Torres, *Inteligência Artificial com Redes de Análises Paraconsistentes: Teoria e Aplicação*. Rio de Janeiro, LTC, 2008.
8. Leite, M., *Técnicas de Programação: uma abordagem moderna*. Brasport. Rio de Janeiro, 2006. ISBN 8574522295.
9. Lopes, H.F.S., *Aplicação de redes neurais artificiais paraconsistentes como método de auxílio no diagnóstico da doença de Alzheimer*. Dissertação, Faculdade de Medicina, Universidade de São Paulo, São Paulo, 473pp, 2009
10. Montenegro, M.A, Cendes, F., Guerreiro N.M. Guerreiro CAM, editors. *EEG na prática clínica*, São Paulo: Lemos Editorial; 2001.
11. Kocyigit Y., A. Alkan & H. Erol, Classification of EEG Recordings by Using Fast Independent Component Analysis and Artificial Neural Network. *Journal of Medical Systems*. Springer Netherlands, 2008: 32;1;17-20.
12. Rocha, A.F., E. Massad & A. Pereira Jr., *The Brain: From Fuzzy Arithmetic to Quantum Computing*, Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 14349922, 2005.

Helder Frederico Lopes - Possui graduação em Tecnologia em Gestão de Sistemas de Informação pelo Centro Universitário Nove de Julho e mestrado em Ciências pela Faculdade de Medicina da USP - Neurologia. Tem experiência na área de Ciência da Computação, com ênfase em desenvolvimento de software. Atualmente trabalha como docente e realiza pesquisas ligadas à Lógica paraconsistente, Redes Neurais Artificiais e aplicação de processos de transformação de cultura para equipes e profissionais.

Jair Minoro Abe - Bacharel e Mestre em Matemática, Doutor em Filosofia e Livre-Docente em Medicina, todos pela Universidade de São Paulo. Foi Professor Visitante ou Palestrista ocasional em instituições da América do Sul, Europa, México, Japão e Taiwan. Coordena um grupo de estudiosos em aplicações das lógicas paraconsistentes anotadas e coordena a Área de Lógica e Teoria da Ciência do Instituto de Estudos Avançados da USP. É Professor Titular da Universidade Paulista.

Aspectos algébricos do cálculo proposicional C_1

Jair Minoro Abe^{1,2}

¹Instituto de Estudos Avançados – Universidade de São Paulo, São Paulo, Brasil

²Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção, Universidade Paulista, São Paulo, Brasil

jairabe@uol.com.br

Resumo. Rosenbloom, P.C. (1950), *The Elements of Mathematical Logic*, apresenta um estudo algébrico interessante do cálculo proposicional clássico (entre outros assuntos). Neste artigo expositivo exploramos suas idéias e aplicamos ao cálculo paraconsistente C_1 de Da Costa, mostrando sua correlação com as álgebras de Curry C_1 .

Palavras-chave: Lógica Algébrica, Lógica Paraconsistente, Álgebra de Rosenbloom, Álgebra de Curry

Abstract. Rosenbloom, P.C. (1950), *The Elements of Mathematical Logic*, presents an interesting algebraic study of the classical propositional calculus (among other themes). In this expository paper we explore his ideas and we apply them to the Da Costa's paraconsistent propositional calculus C_1 , showing its correlation with Curry algebra C_1 .

Keywords: Algebraic Logic, Paraconsistent Logic, Rosenbloom Algebra, Curry Algebra

1 Aspectos Gerais

Começemos apresentando algumas estruturas básicas estudadas de natureza algébrica.

1.1 A noção de grupo

Definição 1: Uma terna $(G, \circ, ')$ denomina-se grupo se¹

- (1) $\forall x \forall y \forall z x \circ (y \circ z) = (x \circ y) \circ z$
- (2) $\forall x \forall y (x \circ y)' = y' \circ x'$
- (3) $\forall x \forall y$, se $x \circ y = z \circ z'$ para algum z , então $x = y'$

Lema 1. Em um grupo $(G, \circ, ')$ temos que

- a) $\forall x, (x')' = x$.
- b) $\forall x, (x \circ x')' = x \circ x'$; $(x' \circ x)' = x' \circ x$
- c) $\forall x, x = x \circ x' \circ x$
- d) $\forall x \forall y, x = x \circ y' \circ y$
- e) Se $x = y'$, então $x \circ y = z \circ z'$ para todo z .

Prova.

a) Com efeito, para todo x , temos $x \circ x' = x \circ x'$. Logo, por 3) $x = (x')'$.

b) Temos $(x \circ x')' = x'' \circ x'$ (por 2)) = $x \circ x'$ (por a)).

Temos $(x' \circ x)' = x' \circ x''$ (por 2)) = $x' \circ x$ (por a)).

c) Temos $(x \circ x') \circ (x \circ x')' = (x \circ x') \circ (x \circ x')$ (por b)) = $x \circ (x' \circ x \circ x')$ (por 1)). Logo, $x = (x' \circ x \circ x')'$ (por 3)). Assim, $x = x \circ x' \circ x$.

¹ A expressão $x \circ y$ será abreviada por xy . Também, abreviaremos por nx a expressão $(x + x + \dots + x)$ onde x aparece n vezes.

- d) Com efeito, $(x \circ y) \circ (x \circ y)' = (x \circ y) \circ (y' \circ x') = x \circ (y \circ (y' \circ x'))$. Assim, por 3) advém $x = (y \circ (y' \circ x'))' = (y' \circ x')' \circ y' = x \circ y \circ y'$.
- e) De fato, se $x = y'$, então $x \circ y = y' \circ y$. Como $(z \circ z')' = z \circ z'$ por b), temos $(x \circ y) \circ (z \circ z')' = y' \circ y \circ z \circ z' = y' \circ y$, donde por 3) advém que $x \circ y = z' \circ z$.

1.2 A noção de Anel

Definição 2 Uma terna $(R, +, \circ, 0)$ denomina-se anel se

- (1) $\forall x \forall y \forall z \ x + (y + z) = (x + y) + z$ (associatividade de +)
- (2) $\forall x \forall y \ x + y = y + x$ (comutatividade)
- (3) $\forall x \exists 0 \ x + 0 = x$ (elemento neutro para +)
- (4) $\forall x \exists y \ x + y = 0$ (elemento oposto)
- (5) $\forall x \forall y \forall z \ x \circ (y \circ z) = (x \circ y) \circ z$ (associatividade de \circ)
- (6) $\forall x \forall y \forall z \ x \circ (y + z) = (x \circ y) + (x \circ z)$ (distributividade de \circ à direita com relação a +)
- (7) $\forall x \forall y \forall z \ (y + z) \circ x = (y \circ x) + (z \circ x)$ (distributividade de \circ à esquerda com relação a +)

Um anel $(R, +, \circ, 0)$ denomina-se anel comutativo se

- (8) $\forall x \forall y \ x \circ y = y \circ x$

Uma quadra $(R, +, \circ, 0, 1)$ ($1 \neq 0$) chama-se anel com elemento unidade se $(R, +, \circ, 0)$ for um anel e

- (9) $\forall x \ x \circ 1 = x = 1 \circ x$

Um anel com unidade $(R, +, \circ, 0, 1)$ denomina-se anel com divisão se

- (10) $\forall x \forall y \ x \circ y = 0$, acarreta $x = 0$ ou $y = 0$.

Um anel com unidade $(R, +, \circ, 0, 1)$ denomina-se anel Booleano (ou anel de Boole) se

- (11) $\forall x \forall y \ x \circ x = x$. ($x \circ x$ será abreviado por x^2) (idempotência de \circ).

A característica de um anel $(R, +, \cdot, 0, 1)$ define-se como o menor número natural n tal que $1 + 1 + \dots + 1 = 0$, onde 1 aparece n vezes.

Teorema 1 Em um anel $(R, +, \cdot, 0, 1)$ Booleano $x = -x$. Também, a característica do anel é 2.

Demonstração: Com efeito, consideremos $(x + x)^2 = x + x$. Ou, $x^2 + x^2 + x^2 + x^2 = x + x + x + x = x + x$, ou seja, $x + x = 0$, donde $x = -x$. Fazendo $x = 1$, temos $1 + 1 = 0$. 1 não pode ser 0 por definição.

Teorema 2 Em um anel $(R, +, \cdot, 0, 1)$ Booleano $xy = yx$, i.e., todo anel Booleano é comutativo.

Demonstração: Com efeito, consideremos $(x + y)^2 = x + y$. Ou seja, $x^2 + xy + yx + y^2 = x + xy + yx + y = x + y$, donde $xy = yx$ pelo teorema anterior.

Definição 3 Uma dupla $[A, \leq]$ diz-se um sistema ordenado se

- (1) $\forall x, x \leq x$ (reflexibilidade)
- (2) Se $x \leq y$ e $y \leq x$ temos $x = y$. (anti-simetria)
- (3) Se $x \leq y$ e $y \leq z$ temos $x \leq z$. (transitividade)

Definição 4 Um sistema ordenado $[A, \leq]$ diz-se um reticulado se

- (4) Existir o $\sup\{x, y\}$ que denotaremos por $x \vee y$ e se existir o $\inf\{x, y\}$ que denotaremos por $x \wedge y$.

Definição 5 Um reticulado $[A, \leq]$ chama-se distributivo se

- (5) $\forall x \forall y \forall z (x \vee y) \wedge z = (x \wedge z) \vee (y \wedge z)$ (distributividade de \wedge com relação a \vee)
- (6) $\forall x \forall y \forall z (x \wedge y) \vee z = (x \vee z) \wedge (y \vee z)$ (distributividade de \vee com relação a \wedge)

Definição 6 Em um reticulado $[A, \leq]$ chama-se menor elemento de A um elemento $0 \in A$ tal que $0 \leq x$ para todo $x \in A$. Chama-se maior elemento de A um elemento $1 \in A$ tal que $x \leq 1$ para todo $x \in A$. Pode-se provar que tais elementos, caso existam, são únicos.

Definição 7 Um reticulado com menor e maior elementos $[A, \leq, 0, 1]$ diz-se um reticulado complementado se existir um operado ' definido sobre A tal que todo elemento em A possui um complemento, isto é,

(7) Para todo $x \in A$ existe x' tal que $x \vee x' = 1$ e $x \wedge x' = 0$.

Definição 8 Um reticulado distributivo com menor e maior elementos e complementado $[A, \leq, 0, 1, ']$ denomina-se uma álgebra Booleana (ou álgebra de Boole).

Teorema 3 Em um anel Booleano $(R, +, \circ, 0, 1)$ ponhamos $x \leq y =_{\text{Def.}} xy = x$. Tal relação constitui uma relação de ordem.

Demonstração:

- a) Como $xx = x$ para todo x , temos $x \leq x$ (reflexibilidade).
- b) Se $x \leq y$ e $y \leq x$ temos $xy = x$ e $yx = y$. Como $xy = yx$, segue-se que $x = y$. (anti-simetria)
- c) Se $x \leq y$ e $y \leq z$ temos $xy = x$ e $yz = y$. Logo, $xz = x(yz) = (xy)z = xz = x$. Daí, $x \leq z$. (transitividade)

Teorema 4 Em um anel $(R, +, \circ, 0, 1)$ Booleano, a relação de ordem obtida no teorema anterior constitui um reticulado.

Demonstração: De fato, indiquemos por $x \wedge y$ o mínimo de $\{x, y\}$ e por $x \vee y$ o máximo de $\{x, y\}$. Então, $x \wedge y = xy$ e $x \vee y = x + y + xy$. Procedemos à prova. Temos $x \leq xy$, pois $xy = xy$. Do mesmo modo, $y \leq xy$. Se $z \leq x$ e $z \leq y$ temos $z = zx$ e $z = zy$. Daí, $z(xy) = zy = z$,

donde $z \leq xy$. Logo, $x \wedge y = xy$. De modo análogo (procedimento dual) temos $x \vee y = x + y + xy$.

$(x + y + xy)x = xx + yx + xyx = x + yx + yx = x$. Logo, $x + y + xy \leq x$. Temos de forma análoga, $x + y + xy \leq y$.

Se $x, y \leq z$ então $x = xz$ e $y = yz$. Logo, $(x + y + xy)z = xz + yz + xyz = x + y + xy$, donde $x + y + xy \leq z$. Assim, $x \vee y = x + y + xy$.

Teorema 5 O reticulado obtido no teorema anterior $\langle \mathbf{R}, \leq \rangle$ possui as seguintes propriedades:

(8) $\forall x \forall y \forall z \ x \wedge (y \wedge z) = (x \wedge y) \wedge z$ (associatividade de \wedge)

(9) $\forall x \forall y \forall z \ x \vee (y \vee z) = (x \vee y) \vee z$ (associatividade de \vee)

(10) $\forall x \forall y \ x \wedge y = y \wedge x$ (comutatividade de \wedge)

(11) $\forall x \forall y \ x \vee y = y \vee x$ (comutatividade de \vee)

(12) $\forall x \forall y \forall z \ (x \vee y) \wedge z = (x \wedge z) \vee (y \wedge z)$ (distributividade de \wedge com relação a \vee)

(13) $\forall x \forall y \forall z \ (x \wedge y) \vee z = (x \vee z) \wedge (y \vee z)$ (distributividade de \vee com relação a \wedge)

Definição 9 Ponhamos $x' =_{\text{Def.}} 1 - x$

Teorema 6 Temos:

a) $(x')' = x$

b) $(x \vee y)' = x' \wedge y'$

c) $(x \wedge y)' = x' \vee y'$

Definição 10 Uma sêxtupla $[A, \wedge, \vee, \neg, 0, 1]$ chama-se uma álgebra Booleana se

(1) $x \vee (y \vee z) = (x \vee y) \vee z$ (Associatividade de \vee)

(2) $x \wedge (y \wedge z) = (x \wedge y) \wedge z$ (Associatividade de \wedge)

(3) $x \vee y = y \vee x$ (comutatividade de \vee)

- (4) $x \wedge y = y \wedge x$ (comutatividade de \wedge)
- (5) $x \vee 0 = x$ (elemento neutro de \vee)
- (6) $x \wedge 1 = x$ (elemento neutro de \wedge)
- (7) $x \vee (y \wedge z) = (x \vee y) \wedge (x \vee z)$ (distributividade de \vee)
- (8) $x \wedge (y \vee z) = (x \wedge y) \vee (x \wedge z)$ (distributividade de \wedge)
- (9) $x \vee \neg x = 1$ (complementariedade de \neg)
- (10) $x \wedge \neg x = 0$ (complementariedade de \neg)

Teorema 7 Valem as propriedades:

- a) $\neg(x \vee y) = \neg x \wedge \neg y$ (Leis de De Morgan)
- b) $\neg(x \wedge y) = \neg x \vee \neg y$ (Leis de De Morgan)
- c) $\neg\neg x = x$ (Lei da dupla negação)
- d) $\neg 1 = 0$
- e) $\neg 0 = 1$

Há uma relação de ordem naturalmente definida: $x \leq y =_{\text{Def}} x = x \wedge y$ (ou equivalentemente, $x \leq y =_{\text{Def}} y = x \vee y$). Tal definição satisfaz as seguintes propriedades:

- a) $\forall x x \leq x$ (reflexibilidade).
- b) Se $x \leq y$ e $y \leq x$ temos que $x = y$ (anti-simetria)
- c) Se $x \leq y$ e $y \leq z$ temos $x \leq z$ (transitividade)
- d) $\forall x x \leq 1$
- e) $\forall x 0 \leq x$
- f) $\forall x, y \sup\{x, y\} = x \vee (y \wedge x')$
- g) $\forall x, y \inf\{x, y\} = x \wedge y$

2 Lógica Proposicional Booleana

Introduzimos a noção de lógica proposicional Booleana devido a [Rosebloom 50] que segundo o autor, de muitos modos, ser a versão algébrica mais intuitiva do cálculo proposicional clássico.

Definição 11 Uma quadra $[A, \wedge, \neg, \equiv]$ é uma lógica proposicional Booleana se

1. \wedge é uma operação binária sobre A , i.e. se $x, y \in A$, $x \wedge y$ é um elemento univocamente determinado de A .
2. \neg é um operador sobre A , i. e., se $x \in A$, então x' é um elemento univocamente determinado de A .
3. A relação \equiv constitui uma relação de equivalência sobre A .
4. Se $x, y \in A$, então $x \wedge y \equiv y \wedge x$ (comutatividade de \wedge)
5. Se $x, y, z \in A$, então $x \wedge (y \wedge z) \equiv (x \wedge y) \wedge z$ (associatividade de \wedge)
6. Se $x, y, z \in A$, então $x \wedge y \equiv x$, então $x \wedge \neg y \equiv z \wedge \neg z$
7. Se $x, y, z \in A$ e $x \wedge \neg y \equiv z \wedge \neg z$, então $x \wedge y \equiv x$
8. Se $x, y \in A$, então $x \equiv y$, então $\neg x \equiv \neg y$

Outra formulação de lógica proposicional Booleana é a seguinte:

Definição 12 Uma quadra $[A, T, \rightarrow, \neg]$ denomina-se lógica proposicional booleana se:

1. \rightarrow é uma operação binária sobre A , i.e. se $x, y \in A$, $x \rightarrow y$ é um elemento univocamente determinado de A .
2. \neg é um operador sobre A , i.e., se $x \in A$, então x' é um elemento univocamente determinado de A .
3. $T \subseteq A$
4. Se $x, y, z \in A$, então $[x \rightarrow [y \rightarrow z]] \rightarrow [(x \rightarrow y) \rightarrow (x \rightarrow z)] \in T$

5. Se $x, y \in A$, então $[x \rightarrow [y \rightarrow x]] \in T$
6. Se $x, y \in A$, então $[\neg x \rightarrow \neg y] \rightarrow [y \rightarrow x] \in T$
7. Se $x, (x \rightarrow y) \in T$, então $y \in T$

Intuitivamente, A é a classe das proposições, T é a classe das proposições verdadeiras, $x \rightarrow y$ é a proposição x acarreta y e $\neg x$ é a proposição é falso que x .

Introduzimos algumas abreviações. Seja $[A, T, \rightarrow, \neg]$ uma lógica proposicional booleana.

Definimos os conectivos:

- 1) “ $x \vee y$ ” para “ $\neg x \rightarrow y$ ” (definição do conectivo \vee)
- 2) “ $x \wedge y$ ” para “ $\neg(x \rightarrow \neg y)$ ” (definição do conectivo \wedge)
- 3) “ $x \leftrightarrow y$ ” para “ $(x \rightarrow y) \wedge (y \rightarrow x)$ ” (definição do conectivo \leftrightarrow)
- 4) “ $\vdash x$ ” para “ $x \in T$ ” (x é teorema (na linguagem-objeto))

Obtemos metateoremas esperados.

Teorema 8 Valem as seguintes propriedades

- 1) $\vdash x \rightarrow x$ (Princípio da Identidade)
- 2) $\vdash x \rightarrow (y \rightarrow x)$
- 3) $\vdash (x \rightarrow (y \rightarrow z)) \rightarrow ((x \rightarrow y) \rightarrow (x \rightarrow z))$
- 4) $\vdash ((x \rightarrow y) \rightarrow x) \rightarrow x$
- 5) $\vdash x \wedge y \rightarrow x$
- 6) $\vdash x \wedge y \rightarrow y$
- 7) $\vdash x \rightarrow (y \rightarrow (x \wedge y))$
- 8) $\vdash x \rightarrow x \vee y$
- 9) $\vdash y \rightarrow x \vee y$
- 10) $\vdash (x \rightarrow z) \rightarrow ((y \rightarrow z) \rightarrow ((x \vee y) \rightarrow z))$

11) $\vdash ((x \rightarrow y) \rightarrow ((x \rightarrow \neg y) \rightarrow \neg x))$

12) $\vdash (x \rightarrow \neg\neg x)$

13) $\vdash (x \rightarrow (\neg x \rightarrow y))$

14) $\vdash \neg\neg x \rightarrow x$

15) Se $\vdash x$ e $\vdash x \rightarrow y$, então $\vdash y$

Podemos então enunciar o

Teorema 9 As estruturas definidas $[A, T, \rightarrow, \neg]$ e $[A, \wedge, \neg, \equiv]$ são estruturas equivalentes.

Com efeito, dada a estrutura $[A, T, \rightarrow, \neg]$, definimos $x \wedge y = \neg(x \rightarrow \neg y)$. Todas as propriedades que caracterizam $[A, \wedge, \neg, \equiv]$ são verificadas. Dada a estrutura $[A, \wedge, \neg, \equiv]$, se definirmos $T = \{x \mid x \equiv y \rightarrow y, \text{ para um } y \text{ fixo}\}$ então a nova estrutura $[A, T, \rightarrow, \neg]$ satisfaz todas as propriedades da Definição

Apliquemos os estudos anteriores para adaptar ao estudo dos cálculos C_n de Da Costa.

3 Álgebra Procossicional C_1

Nesta sessão apresentamos uma aplicação dos estudos anteriores aos cálculos C_1 de Da Costa.

Definição 13 Uma álgebra proposicional C_1 é uma estrutura $\langle A, \tilde{A}, \rightarrow, \wedge, \vee, \neg \rangle$ onde $A \subseteq \tilde{A}$ (com $A \neq \emptyset$), $\rightarrow, \wedge, \vee$ são operações binárias e \neg é um operador unário sobre A satisfazendo as seguintes condições (x^* abrevia $\neg(x \wedge \neg x)$):

(1) $x, y \in A \Rightarrow x \rightarrow (y \rightarrow x) \in \tilde{A}$

(2) $x, y, z \in A \Rightarrow (x \rightarrow y) \rightarrow ((x \rightarrow (y \rightarrow z)) \rightarrow (x \rightarrow z)) \in \tilde{A}$

(3) $(x \in A \text{ e } x \rightarrow y \in \tilde{A}) \Rightarrow y \in \tilde{A}$

(4) $x, y \in A \Rightarrow x \wedge y \rightarrow x \in \tilde{A}$

- (5) $x, y \in A \Rightarrow x \wedge y \rightarrow y \in \tilde{A}$
- (6) $x, y \in A \Rightarrow x \rightarrow (y \rightarrow x \wedge y) \in \tilde{A}$
- (7) $x, y \in A \Rightarrow x \rightarrow x \vee y \in \tilde{A}$
- (8) $x, y \in A \Rightarrow y \rightarrow x \vee y \in \tilde{A}$
- (9) $x, y, z \in A \Rightarrow (x \rightarrow z) \rightarrow ((y \rightarrow z) \rightarrow (x \vee y \rightarrow z)) \in \tilde{A}$
- (10) $x \in A \Rightarrow \neg\neg x \rightarrow x \in \tilde{A}$
- (11) $x, y \in A \Rightarrow y \rightarrow x \vee \neg x \in \tilde{A}$
- (12) $x, y \in A \Rightarrow x^* \rightarrow ((x \rightarrow y) \rightarrow ((x \rightarrow \neg y) \rightarrow \neg x)) \in \tilde{A}$
- (13) $x, y \in A \Rightarrow x^* \wedge y^* \rightarrow (x \rightarrow y)^* \in \tilde{A}$
- (14) $x, y \in A \Rightarrow x^* \wedge y^* \rightarrow (x \wedge y)^* \in \tilde{A}$
- (15) $x, y \in A \Rightarrow x^* \wedge y^* \rightarrow (x \vee y)^* \in \tilde{A}$
- (16) $x \in A \Rightarrow x^* \rightarrow (\neg x)^* \in \tilde{A}$

Definição 14 (1) $x \sim y$ abrevia $(x \rightarrow y) \wedge (y \rightarrow x)$

(2) $\vdash x$ abrevia $x \in \tilde{A}$.

Teorema 10 Em uma álgebra proposicional C_1 temos:

- (1) $\vdash x \rightarrow x$
- (2) $\vdash x \wedge y \sim y \wedge x$
- (3) $\vdash (x \rightarrow y) \wedge (y \rightarrow x) \sim (x \sim y)$
- (4) $\vdash x \vee y \sim y \vee x$
- (5) $\vdash x^* \wedge x \wedge \neg x \rightarrow y$
- (6) $\vdash y \rightarrow (x \rightarrow x)$
- (7) $\vdash (x \wedge y) \wedge z \sim x \wedge (y \wedge z)$
- (8) $\vdash (x \vee y) \vee z \sim x \vee (y \vee z)$

$$(9) \vdash x \vee (y \wedge z) \equiv (x \vee y) \wedge (x \wedge z)$$

$$(10) \vdash x \wedge (y \vee z) \equiv (x \wedge y) \vee (x \wedge z)$$

$$(11) \vdash (x \rightarrow y) \rightarrow (x \wedge z \rightarrow y \wedge z)$$

$$(12) \vdash x \vee (x \rightarrow y)$$

$$(13) \vdash ((x \rightarrow y) \rightarrow x) \rightarrow x$$

$$(14) \vdash (x^*)^*$$

$$(15) \vdash (x \sim y) \wedge (y \sim z) \rightarrow (x \sim z)$$

Definição 15 (1) $x \equiv y$ abrevia $\vdash x \sim y$ e $x \leq y$ abrevia $\vdash x \rightarrow y$.

Temos $x \equiv y \Leftrightarrow x \leq y$ e $y \leq x$.

Teorema 11 Temos: (1) \equiv é uma relação de equivalência

(2) \leq é uma quase-ordem

$$(3) x \leq y \Leftrightarrow x \wedge y \equiv x$$

$$(4) x \leq y \Leftrightarrow x \vee y \equiv y$$

$$(5) 0 \leq x \leq 1$$

Teorema 12 Se $\langle A, \tilde{A}, \rightarrow, \wedge, \vee, \neg \rangle$ é uma álgebra proposicional C_1 , se definirmos \equiv e 0

$\stackrel{\text{Def}}{=} x^0 \wedge \neg x^0$ e se $'$ abrevia \neg , então $\langle A, \equiv, \rightarrow, \wedge, \vee, 0, ' \rangle$ é uma álgebra de Curry C_1 .

Teorema 13 Se $\langle A, \equiv, \rightarrow, \wedge, \vee, 0, ' \rangle$ é uma álgebra proposicional C_1 , se definirmos \tilde{A}

como o conjunto dos elementos x tais que $x \equiv y \rightarrow y$ para algum $x \in A$, e representarmos o

operador $'$ por \neg , a estrutura $\langle A, \tilde{A}, \rightarrow, \wedge, \vee, \neg \rangle$ é uma álgebra proposicional C_1 .

Teorema 14 Os conceitos de álgebra de Curry C_1 e álgebra proposicional C_1 são

equivalentes.

Teorema 15 Em uma álgebra proposicional $C_1, \langle A, \tilde{A}, \rightarrow, \wedge, \vee, \neg \rangle$, o operador \neg não é monotônico relativamente a \equiv .

Demonstração. Adaptação da demonstração feita em [32].

4 Conclusões

Em geral, as estruturas algébricas que ocorrem na lógica clássica resultam de passagens ao quociente: tem-se um sistema lógico, escolhe-se uma relação de equivalência conveniente, compatível com as operações lógicas básicas, e passa-se ao quociente, obtendo-se a estrutura que algebriza o sistema. Por este processo, mostra-se, v.g., que os conceitos de álgebra de Boole e de álgebra de Heyting constituem algebrizações respectivamente, do cálculo proposicional clássico e do cálculo proposicional intuicionista.

Todavia, em lógica não-clássica nem sempre se pode utilizar o método acima descrito, pois às vezes acontece que no sistema lógico que se está considerando não há nenhuma relação de congruência significativa. Isto sucede, para citar um exemplo, com certos cálculos paraconsistentes (por exemplo, o citado cálculo C_1 de Da Costa).

No entanto, mesmo em lógica clássica, nem sempre se afigura conveniente que se passe ao quociente. Com efeito, a passagem ao quociente não nos permite tratar "algebricamente", de maneira apropriada, determinados conceitos lógicos, como os de tableaux de Smullyan e de conjunto de Hintikka no cálculo proposicional clássico.

Em conseqüência, a utilização de pré-álgebras impõe em questões relevantes de lógica: 1^a) Quando não há (ou não se conhece) uma relação de congruência razoável, em particular quando a relação de equivalência básica escolhida não é compatível com todas as operações lógicas; 2^a) Em situações em que, mesmo que se disponha de uma congruência, não se quer passar ao quociente, para não se mascarar fatos significativos. No primeiro

caso, surgem as estruturas que chamamos de álgebras de Curry: no segundo, apenas lançamos mão de pré-álgebras no sentido comum da palavra.

Um tratamento algébrico proposto por Rosenbloom [34] se assemelha aos sistemas acima discutidos. Neste trabalho discutimos sua aplicabilidade ao sistema paraconsistente C_1 de Da Costa o que abre portas para novas versões algébricas de outros sistemas não-clássicos.

Referências

1. Abe, J.M., 'A note on Curry algebras', *Bulletin of the Section of Logic, Polish Academy of Sciences*, vol. 16, number 4, 151-158, 1987.
2. Abe, J.M., *Contribuições Sobre Sistemas de Curry*, Relatório de Pesquisa, Universidade Paulista, 62 pp, 2011.
3. Abe, J.M., Curry Algebras N_1 , *Atti Acc. Lincei Rend. Fis.*, s.9, vol. 7, 125-128, 1996.
4. Abe, J.M., Curry algebras $P\tau$, *Logique et Analyse*, 161-162-163, 5-15, 1998.
5. Abe, J.M., K. Nakamatsu & S. Akama, A Note on Monadic Curry System P_1 , *Lecture Notes in Computer Science - LNAI 5712*, ISBN 978-3-642-04591-2, Springer-Verlag, Berlin/Heidelberg, Alemanha, 388–394, 2009.
6. Abe, J.M., K. Nakamatsu & S. Akama, An Algebraic Version of the Monadic System C_1 , *New Advances in Intelligent Decision Technologies, Series: Studies in Computational Intelligence*, Vol. 199, Nakamatsu, K.; Phillips-Wren, G.; Jain, L.C.; Howlett, R.J. (Eds.), XVI, 656 p. 234 illus., Hardcover, Springer Berlin / Heidelberg, ISBN: 978-3-642-00908-2, 341-349, 2009.
7. Abe, J.M., S. Akama & K. Nakamatsu, Monadic Curry Algebras $Q\tau$, *Lecture Notes in Computer Science*, Vol.4693, Springer-Verlag, 893-900, 2007.

8. Barros, C.M., N.C.A. Da Costa & J.M. Abe, Tópicos de Teoria dos Sistemas Ordenados : vol. I; Sistemas Geométricos, Disjuntivos e Booleanos, Coleção Documentos, Série Lógica e Teoria da Ciência 6, IEA-USP, 92 pp, 1991.
9. Barros, C.M., N.C.A. Da Costa & J.M. Abe, Tópico de teoria dos sistemas ordenados: vol. II, sistemas de Curry, *Coleção Documentos, Série Lógica e Teoria da Ciência*, IEA-USP, 20, 132pp, 1995.
10. Barros, C.M., N.C.A. Da Costa & J.M. Abe, Tópico de Teoria de Sistemas Ordenados, Vol. III: Sobre Algumas Classes de Sistemas Ordenados Sup-contínuos e suas Representações, Coleção Documentos, Série Lógica e Teoria da Ciência, IEA-USP, no 21, ISSN 16799429, 107 pp, 1995.
11. Curry, H.B., *Foundations of Mathematical Logic*, Dover, New York, 1977.
12. Curry, H.B., *Leçons de Logique Algébrique*, Gauthiers-Villars, 1952.
13. Da Costa, N.C.A., Logics that are both paraconsistent e paracomplete, *Atti Acc. Lincei Rend. fis.*, S. VIII, vol. LXXXIII, 29-32, 1989.
14. Da Costa, N.C.A., "Calculs propositionnels pour les systèmes formels inconsistants", *C.R. Acad. Sc. Paris* 257, 3790-3793, 1963.
15. Da Costa, N.C.A., "Opérations non monotones dans les treillis", *C.R. Acad. Sc. Paris* 263, 429-432, 1966.
16. Da Costa, N.C.A., 'Filters et idéaux d'une algebric C_n ', *C.R. Acad. Sc. Paris* 264, 549-552, 1967.
17. Da Costa, N.C.A., 'On the theory of inconsistent formal systems', *Notre Dame, J. of Formal Logic* 15, 497-510, 1974.
18. Da Costa, N.C.A. e D. Marconi, 'A note on paracomplete logic', *Atti Acc. Lincei Rend. fis.*, S. VIII, vol. LXXX, 504-509, 1986.

19. Da Costa, N.C.A., On the theory of inconsistent formal systems, *Notre Dame J. of Formal Logic*, 15, 497-510, 1974.
20. Eytan, M., Tableaux of Hintikka et Tout ça: un Point de Vue Algebrique, *Math. Sci. Humaines*, 48: 21-27, 1975.
21. Fidel, M., The decidability of the calculi C_n , *Reports on Mathematical Logic* 8, 31-40, 1977.
22. Grätzer, G., General lattice theory. Series on Pure e Applied Math., Academic Press, 1978.
23. Grätzer, G., Universal Algebra, Springer-Verlag, 1979.
24. Halmos, P.H., Algebraic Logic, Chelsea 1962.
25. Halmos, P.H., Lectures on Boolean Algebras, Springer-Verlag, 1974.
26. Henkin, L., Le Structure Algèbrique des Théories Mathématiques, Gauthiers-Villars, 1956.
27. Henkin, L., J.D. Monk & A. Tarski, Cylindric Algebras, Part I, North-Holland Publishing Company, Amsterdam, 1971.
28. Iséki, K., Contribution to lattice theory, *Publ. Math. Debrecen* vol. 12, 194-203, 1951.
29. Iséki, K. & S. Tanaka, An introduction to the theory of BCK-algebras *Math. Japonica*, 23, 1-26, 1978.
30. Jónsson, B. & A. Tarski, 'Boolean algebras with operators', Part I, *Amer. J. Math.* 73, 891-939, 1951.
31. Kleene, S.C., *Introduction to Metamathematics*, Van Nostrand, Princeton, 1952.
32. Mortensen, C., 'Every quocient algebra for C_1 is trivial', *Notre Dame J. of Formal Logic* 21, 694-700, 1977.
33. Rasiowa, H. & R. Sikorski, *The Mathematics of Metamathematics*, Panstwowe Wydawnictwo Naukowe, Warszawa, 1963.

34. Rosenbloom, P.C., *The Elements of Mathematical Logic*, Dover, 1950.
35. Sikorski, R, *Boolean Algebras*, Springer-Verlag, 1964.

Jair Minoro Abe - Bacharel e Mestre em Matemática, Doutor em Filosofia e Livre-Docente em Medicina, todos pela Universidade de São Paulo. Foi Professor Visitante ou Palestrista ocasional em instituições da América do Sul, Europa, México, Japão e Taiwan. Coordena um grupo de estudiosos em aplicações das lógicas paraconsistentes anotadas e coordena a Área de Lógica e Teoria da Ciência do Instituto de Estudos Avançados da USP. É Professor Titular da Universidade Paulista.

Nesta obra reunimos alguns temas correntes em Computação Inteligente, a maioria decorrente de textos gerados de palestras do Primeiro Workshop on Intelligent Computing Systems - WICS 2013 realizado no Instituto de Estudos Avançados da USP.

As contribuições fazem uso de lógicas alternativas da clássica, principalmente a lógica paraconsistente, por tratar contradições em seu interior sem o perigo de trivialização. Um de seus descobridores é um lógico brasileiro: Newton C. A. da Costa.

Os temas dos trabalhos em sua maioria são decorrentes de estudosos que se reúnem regularmente e são discutidos na forma de seminários - Seminário de Lógica e Teoria da Ciência - patrocinado pelo Instituto de Estudos Avançados da USP e realizado na Faculdade de Medicina da USP / Programa de Pós-Graduação e Em Engenharia de Produção da Unívresidade Paulista.

O estabelecimento das lógicas paraconsistentes constitui um marco na História da Lógica. Muitas frases podem refletir essa situação, como a de Shakespeare: “entre o céu e a terra existem muito mais coisas do que sonha sua vã filosofia”.
