

**UNIVERSIDADE TECNOLÓGICA FEDERAL DO PARANÁ
COORDENAÇÃO DE ELETROTÉCNICA
CURSO DE ENGENHARIA ELETRICA/ELETROTÉCNICA**

DOUGLAS EIDI MATSUMOTO

**APLICAÇÕES DE CONTROLE EM PROCESSOS INDUSTRIAIS
UTILIZANDO LÓGICA FUZZY E FCM/DCN**

TRABALHO DE CONCLUSÃO DE CURSO

CORNÉLIO PROCÓPIO

2014

DOUGLAS EIDI MATSUMOTO

**APLICAÇÕES DE CONTROLE EM PROCESSOS INDUSTRIAIS
UTILIZANDO LÓGICA FUZZY E FCM/DCN**

Trabalho de Conclusão de Curso de graduação, apresentado à disciplina de Trabalho de Conclusão de Curso 2, do Curso Superior de Engenharia Elétrica da Coordenação de Eletrotécnica – COELT – da Universidade Tecnológica Federal do Paraná – UTFPR, como requisito parcial para obtenção do título de Engenheiro Eletricista.

Orientador: Prof. Dr. Márcio Mendonça

CORNÉLIO PROCÓPIO

2014



Universidade Tecnológica Federal do Paraná
Campus Cornélio Procópio
Departamento de Engenharia Elétrica
Curso de Engenharia Industrial Elétrica



FOLHA DE APROVAÇÃO

Douglas Eidi Matsumoto

Aplicações de controle em processos industriais utilizando lógica fuzzy e FCM/DCN

Trabalho de conclusão de curso apresentado às 10:00hs do dia 01/12/2014 como requisito parcial para a obtenção do título de Engenheiro Eletricista no programa de Graduação em Engenharia Industrial Elétrica da Universidade Tecnológica Federal do Paraná. O candidato foi arguido pela Banca Examinadora composta pelos professores abaixo assinados. Após deliberação, a Banca Examinadora considerou o trabalho aprovado.

Prof(a). Dr(a). Márcio Mendonça - Presidente (Orientador)

Prof(a). Dr(a). Rodrigo Rodrigues Sumar - (Membro)

Prof(a). Dr(a). André Luís Shiguemoto - (Membro)

Dedico à minha família e aos amigos.

AGRADECIMENTOS

Aos meus pais Vera e Wanderley pelo amor, confiança e apoio incondicional, são eles a base de tudo em minha vida onde sempre acreditaram em mim e me diziam que tudo daria certo no final.

Os meus irmãos Hugo e Diogo nas quais admiro a inteligência, garra e dedicação em tudo que fazem, são referências na minha vida.

Aos meus professores, orientador Márcio Mendonça e Marco Antônio Finocchio pela orientação e amizade nesses anos de estudo.

Aos meus amigos e companheiros Marcelo Regatieri, Anderson Watanabe e Gabriela Philipp por todos os momentos de descontração.

Aos professores da UTFPR – Campus Cornélio Procópio pela formação acadêmica profissional e amizade.

Aos meus colegas de turma e a todos que contribuíram para minha formação.

MATSUMOTO, Douglas E. **Aplicações de controle em processos industriais utilizando lógica Fuzzy e FCM/DCN**. Trabalho de Conclusão de Curso – Coordenação de Eletrotécnica, Universidade Tecnológica Federal do Paraná, Cornélio Procópio, 2014.

Neste trabalho apresentam-se aplicações de controle de processos industriais utilizando técnicas de sistemas computacionais inteligentes. Dentre tais técnicas, busca-se utilizar lógica *fuzzy* e conceitos originados de mapas cognitivos, ressaltando o mapa cognitivo *fuzzy* e sua evolução para uma rede cognitiva dinâmica. Dois casos de processos industriais são analisados para a aplicação do controle. No primeiro caso, são apresentadas duas evoluções de FCM, a primeira, funciona como um chaveamento de conjuntos disparado por eventos, e a segunda, o aprendizado de Hebb para FCM. Em seguida, alguns dos códigos gerados são embarcados em uma plataforma eletrônica microcontrolada (Arduino). Para o segundo caso, é implementada apenas a lógica *fuzzy* com a planta em diferentes condições de operação. O intuito do trabalho é mostrar as aplicações de sistemas inteligentes em processos industriais demonstrando e comparando a utilização dos métodos citados anteriormente.

Palavras-chave: Controle de processos, sistemas inteligentes, lógica *fuzzy*, mapa cognitivo *fuzzy*, rede cognitiva dinâmica, aprendizagem de Hebb, Arduino.

MATSUMOTO, Douglas E. **Aplicações de controle em processos industriais utilizando lógica Fuzzy e FCM/DCN**. Trabalho de Conclusão de Curso – Coordenação de Eletrotécnica, Universidade Tecnológica Federal do Paraná, Cornélio Procópio, 2014.

This work presents applications of industrial process control using computational intelligent systems. Among these techniques, the objective is to use fuzzy logic and concept originated from cognitive maps, emphasizing the fuzzy cognitive map and its evolution to a dynamic cognitive network. Two cases of industrial process are analyzed for the control design. In the first case, it is presented two evolutions of FCM, the first works like event driven that switches the sets, the second is the Hebbian learning methods for FCM. Some of the codes generated are embedded in a microcontroller electronic platform (Arduino). For the second case, it is implemented only the fuzzy logic in the plant operating on different conditions. The intention of this work is to show applications of intelligent systems in industrial processes demonstrating and comparing the use of the methods previously mentioned.

Keywords: Process control, intelligent systems, fuzzy logic, fuzzy cognitive maps, dynamics cognitive network, Hebbian learning, Arduino.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Arquitetura de um controlador <i>fuzzy</i>	13
Figura 2 – Estrutura de um FCM	15
Figura 3 - Plataforma Arduino Mega	18
Figura 4 - Tanque Misturador	19
Figura 5 - Controlador DCN	22
Figura 6 - Estrutura do Controlador Fuzzy	23
Figura 7 - Superfície de Controle <i>Fuzzy</i> (válvula 1)	23
Figura 8 - Válvulas de entrada e saída do misturador (<i>fuzzy</i>).....	25
Figura 9 - Volume e Peso da mistura líquida (<i>fuzzy</i>)	26
Figura 10 - Válvulas de entrada e saída do misturador (chaveamento)	26
Figura 11 - Volume e Peso da mistura líquida (chaveamento)	26
Figura 12 - Válvulas de entrada e saída do misturador (Hebb global).....	27
Figura 13 - Peso e volume da mistura líquida (Hebb global).....	27
Figura 14 - Evolução das relações causais (Hebb global).....	28
Figura 15 - Válvulas de entrada e saída do misturador (Hebb pontual).....	28
Figura 16 - Peso e volume da mistura líquida (Hebb pontual).....	28
Figura 17 - Evolução das relações causais (Hebb pontual).....	29
Figura 18 - Ciclo Matlab-Arduino	29
Figura 19 - Válvulas de entrada e saída do misturador (Arduino, chaveamento)	30
Figura 20 - Peso e volume da mistura líquida (Arduino, chaveamento)	30
Figura 21 - Válvulas de entrada e saída do misturador (Arduino, Hebb pontual).....	30
Figura 22 - Peso e volume da mistura líquida (Arduino, Hebb pontual)	31
Figura 23 – Planta do processo químico	32
Figura 24 - Entradas e saídas.....	35
Figura 25 - Função de pertinência do volume do tanque1	36
Figura 26 - Função de pertinência do aquecedor	36
Figura 27 - Superfície de controle <i>fuzzy</i> (válvula 1)	37
Figura 28 - Volume dos tanques 1 e 2.....	38
Figura 29 - Temperatura dos líquidos	38
Figura 30 - Válvulas V1, V2 e V3	39
Figura 31 - Volume dos tanques 1 e 2.....	39
Figura 32 - Temperatura dos líquidos	40
Figura 33 - Válvulas V1, V2 e V3	40

LISTA DE SIGLAS E ABREVIACOES

COA – Center of Area

COS – Centro of Sums

DCN – Dynamic Cognitive Network

FCM – Fuzzy Cognitive Maps

FLC – Fuzzy Logic Controller

MOM – Middle of Maxima

PID – Proporcional Integral Derivativo

PWM – Pulse-Width Modulation

RNA – Rede Neural Artificial

Sumário

1	INTRODUÇÃO	10
1.1	OBJETIVOS	11
1.1.1	Objetivo Geral	11
1.1.2	Objetivos Específicos	11
2	REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	13
2.1	LÓGICA FUZZY	13
2.2	MAPAS COGNITIVOS FUZZY	15
2.3	REDES COGNITIVAS DINÂMICAS	16
2.4	SISTEMAS EMBARCADOS	17
2.4.1	Plataforma Arduino	17
3	CASO 1: TANQUE MISTURADOR	19
3.1	DESENVOLVIMENTO	21
3.2	RESULTADOS	25
3.2.1	Resultados de Simulação	25
3.2.2	Resultados na plataforma Arduino	29
4	CASO 2: TANQUES EM CASCATA	32
4.1	DESENVOLVIMENTO	34
4.2	RESULTADOS	37
5	CONCLUSÕES	41
5.1	PERSPECTIVAS FUTURAS	42
6	REFERÊNCIAS	43

1 INTRODUÇÃO

Processos de controle de nível, massa ou temperatura é de grande interesse tanto na área industrial quanto acadêmica, suas aplicações podem ser refletidas nos ramos químicos, petroquímicos, celulose, alimentos e bebidas. Diversas técnicas têm sido desenvolvidas a fim de melhorar o desempenho dos controladores. Podem ser encontrados na literatura modelos de controladores utilizando desde técnicas mais clássicas como o PID até as mais avançadas como controladores nebulosos e modelos preditivos neurais (SOUTO, GINANI E BAUCHSPIESS, 2007).

Inteligência Artificial, de modo específico, e sistemas computacionais inteligentes desenvolvem métodos que tentam imitar as capacidades dos seres humanos para resolver problemas, devido à capacidade de lidar com processos bastante complexos, baseados em informações imprecisas ou aproximados. Entretanto, informações também podem ser adquiridas a partir dos dados de operação ou funcionamento de um sistema. Este tipo de manipulação pode ser realizado através de técnicas de identificação e modelagem (PASSINO, YOURKOVICH, 1997).

Entre estas técnicas, os sistemas *fuzzy* se destacam pela aquisição de conhecimento de um ou mais especialistas (KOSKO, 1986) ou pela capacidade de processar dados massivos de uma maneira paralela por meio de redes neurais artificiais (HAYKIN, 2000). Por outro lado, o mapa cognitivo *fuzzy*, do inglês *Fuzzy Cognitive Map* (FCM), é uma ferramenta para a modelagem do conhecimento humano, obtido através de termos linguísticos, inerentes aos sistemas *fuzzy*, mas com uma estrutura semelhante à das Redes Neurais Artificiais (RNA), a qual facilita o tratamento de dados e possui capacidade de treinamento e adaptação. De modo resumido, mapa cognitivo *fuzzy* é uma técnica baseada no conhecimento que funciona como uma rede cognitiva artificial e herda características de mapas cognitivos e redes neurais artificiais (GLYKAS, 2010).

Os operadores humanos utilizam estratégia imprecisa e geralmente possível de ser expressa em termos linguísticos. A Teoria de Conjuntos *Fuzzy* (Zadeh, 1965) e os Conceitos de Lógica *Fuzzy* (Zadeh, 1973) podem ser utilizados para traduzir a informação imprecisa representada por um conjunto de regras em termos matemáticos. Se um operador humano for capaz de expressar sua estratégia de ação como um

conjunto de regras, pode ser construído um algoritmo passível de ser implementado em um computador, como demonstrado na década de 70 (Mandami, 1974), (Mandami, 1977). Um sistema de inferência baseado em regras é o resultado, na qual a Teoria de Conjuntos *Fuzzy* fornece o meio matemático para lidar com tais regras linguísticas.

Em (Mandami, Ostergaard, Lembessis, 1983) retrata uma das mais bem sucedidas aplicações de controle industrial utilizando lógica *fuzzy*, que vem sendo utilizadas até hoje. Neste tipo de aplicação, controladores *fuzzy* são usados para fornecer sinais de referência para controladores PID. O sucesso desta aplicação está no fato de que os operadores humanos (especialistas) foram capazes de transpor, de forma consistente, em termos de regras linguísticas, as atitudes que tomavam no ajuste dos sinais de referência para os controladores PID.

Dessa forma, este trabalho tem como proposta desenvolver e aplicar conceitos de sistema inteligentes na área de controle de processos, especificamente com a utilização de técnicas como FCM, DCN e lógica *fuzzy*, embarcar alguns dos códigos em um sistema microcontrolado e fazer um comparativo dos resultados com algumas outras técnicas existentes. Partes deste trabalho serão publicadas no **AIAI - 9th Artificial Intelligence Applications and Innovations Conference**, Pafos, Chipre, 2013.

1.1 OBJETIVOS

1.1.1 Objetivo Geral

Desenvolver, através de sistemas inteligentes, tais como lógica *fuzzy*, FCM e DCN, o controle de dois processos industriais e analisar a possibilidade de embarcar alguns dos códigos gerados por tais técnicas.

1.1.2 Objetivos Específicos

- Obter um modelo cognitivo das plantas a serem controladas a fim de representar os fenômenos físicos presentes no processo para os fins de simulações;
- Desenvolver o controle de ambos os casos utilizando técnicas FCM/DCN e/ou lógica *fuzzy*.

- Estabelecer uma interação entre *software* Matlab e a plataforma Arduino, onde Arduino atuará como um controlador e o Matlab simulando o sistema e realizando a aquisição de dados.
- Avaliar resultados e fazer um comparativo com outras técnicas de controle (lógica *fuzzy*, método de aprendizagem de Hebb).

2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

2.1 LÓGICA FUZZY

A teoria de conjuntos *fuzzy* tem sido empregada para representar conhecimento impreciso e resolver problemas em muitas áreas de conhecimento. Na área de controle de processos, controle *fuzzy* fornece uma metodologia formal para representar, manipular e implementar a heurística humana de conhecimento em como controlar um sistema (PASSINO, YOURKOVICH, 1997).

A arquitetura de um sistema de controle baseado em lógica *fuzzy* é representada na figura 1, o qual apresenta 4 elementos principais:

1. Fuzzificação;
2. Base de regras;
3. Mecanismo de inferência;
4. Defuzzificação.

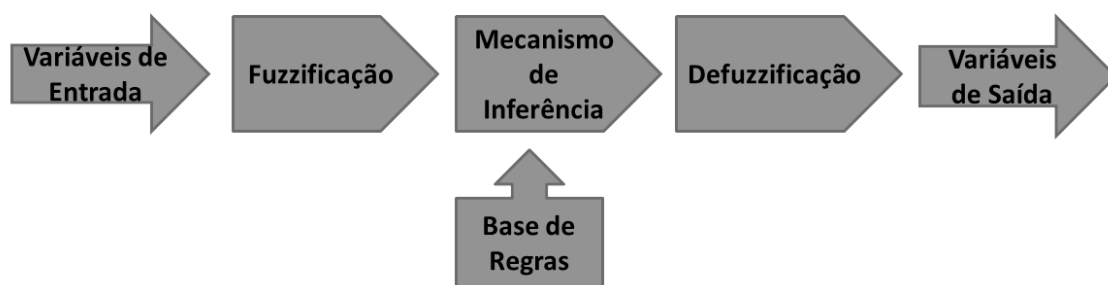


Figura 1 - Arquitetura de um controlador *fuzzy*

Fonte: Adaptado de Passino, Yourkovich, (1997)

O processo de fuzzificação consiste no mapeamento da entrada numérica em conjuntos *fuzzy* ou variáveis linguísticas, é necessário especificar como o sistema *fuzzy* deve converter as entradas numéricas em conjuntos *fuzzy* para que sejam usadas no sistema.

O mecanismo de inferência possui duas tarefas: determinar para qual extensão cada regra é relevante para a situação atual caracterizada pelas entradas; e realizar as tomadas decisões a partir das entradas e da base de regras. O processo usa implicações *fuzzy* para simulação de decisões humanas, gerando ações de controle.

A base de regras caracteriza os objetivos do controlador e sua estratégia usada, geralmente fornecida por pessoas especialistas no sistema. A estrutura de regras é representada de forma “SE condição, ENTÃO consequência”.

A defuzzificação mapeia valores linguísticos em valores numéricos de saída, obtendo-se um valor discreto. Alguns dos métodos utilizados para defuzzificação são:

- Centro de área (COA)
- Centro das somas (COS)
- Média do máximo (MOM)

A escolha do método de defuzzificação depende basicamente do tipo de aplicação do sistema de inferência *fuzzy* desejável. O método mais comumente utilizado é o centro de área, no qual a saída corresponde ao centro de gravidade da função de pertinência da saída. O método centro das somas é similar ao COA, porém mais rápido, utilizado quando a velocidade de processamento é um fator limitante do sistema. Esse método evita a computação da união dos conjuntos *fuzzy* e considera a contribuição da área de cada conjunto individualmente. Já o método média do máximo corresponde à média dos pontos onde a função de pertinência possui valor máximo, o método MOM é geralmente utilizado em aplicações de reconhecimento de padrões.

O propósito da utilização de um controlador *fuzzy* (FLC) em um determinado processo é capturar o conhecimento de um operador e convertê-lo em um modelo para tomadas de decisões de controle (ALEMEIDA; COELHO, 2003). Esta conversão em controladores do tipo FLC utiliza variáveis linguísticas e regras. Além disso, estes controladores permitem modelar a incerteza dos processos, possibilitando desenvolver sistemas mais robustos, que podem ser utilizados em processos complexos (PASSINO; YOURKOVICH, 1997).

2.2 MAPAS COGNITIVOS FUZZY

O conceito de mapa cognitivo *fuzzy* teve início com o trabalho de Axelrod (1976) após a inclusão da lógica *fuzzy* por Kosko (1986), foi utilizado em várias áreas do conhecimento, sendo algumas delas: aplicações em vida artificial (Dickerson; Kosko, 1994, 1996), sistemas sociais (Taber, 1994), tomada de decisão em vias de acesso rápido (Perusich, 1996). Na área de controle de processos e automação uma das primeiras aplicações foi proposta por Gotoh et al. (1989) para a modelagem e controle supervisorio de plantas industriais.

Uma representação gráfica de FCM é mostrada na figura 2. Cada conceito representa uma característica do sistema (C1, C2, C3, C4, C5), de modo geral é assimilado por eventos, ações ou alvos. Causalidade entre conceitos permite níveis de causalidade que difere da lógica binária, podem apresentar termos linguísticos herdadas da lógica *fuzzy*. Os pesos das conexões (W12, W32, W51, etc.) normalmente podem variar no intervalo de [-1,1]. Um FCM modela o sistema como uma rede de camada simples onde os nós são os conceitos e os pesos das interconexões representam a relação causal entre os conceitos.

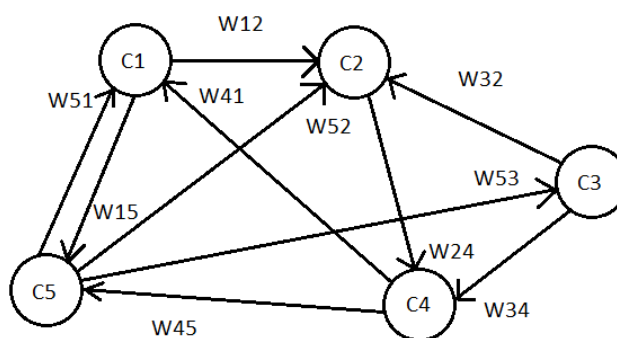


Figura 2 – Estrutura de um FCM

Fonte: Adaptado de Stylios; Georgopoulos; Groumpos, (1997).

Relações entre conceitos possuem três possibilidades: causalidade positiva entre dois conceitos ($W_{ij} > 0$), causalidade negativa ($W_{ij} < 0$) ou sem relação ($W_{ij} = 0$). O valor de W_{ij} indica o quão forte o conceito C_i influencia o conceito C_j . O sinal de W_{ij} indica se a relação entre os conceitos C_i e C_j é direta ou inversa, a direção da causalidade indica se o conceito C_i causa o conceito C_j , ou vice versa.

A representação gráfica de um FCM possui uma fórmula matemática. A fim de calcular os valores dos conceitos, usamos a equação dada por Stylios e Groumpos (1999).

$$C_i^k = f\left(\sum_{J=1; J \neq i}^n C_j^{k-1} W_{ij}\right) \quad (2.1)$$

Onde C_i^k é o valor do conceito C_i no intervalo k . C_j^{k-1} é o valor do conceito C_j no intervalo $k-1$ e W_{ij} é o peso da interconexão do conceito C_i ao conceito C_j .

Para limitar os valores obtidos a um intervalo de $[0,1]$ será utilizada uma função sigmoide. A equação (3.2) é a fórmula mais comumente utilizada para aplicações gerais, porém é importante ressaltar a existência de outras funções conforme a necessidade da aplicação.

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-\lambda x}} \quad (2.2)$$

Onde λ é a taxa de esquecimento.

Uma das vantagens de utilizar mapa cognitivo *fuzzy* é a facilidade de visualização do sistema por meio de um grafo, em contraste com a lógica *fuzzy*, para um sistema complexo com várias entradas e saídas contendo inúmeras regras a detecção de um possível erro será dificultado pela ausência de um esquema visual.

2.3 REDES COGNITIVAS DINÂMICAS

As redes cognitivas dinâmicas, do inglês *Dynamic Cognitive Network* (DCN), surgiram como uma evolução aos mapas cognitivos *fuzzy*, pois este apresentava algumas limitações quanto à modelagem de tempo, sendo assim, restringido para aplicações onde causa e efeito ocorrem de modo simultâneo.

As principais características pelo qual a DCN é utilizada se dá pelo fato de a mesma oferecer possibilidades mais amplas na gestão de estruturas causais e na modelagem de sistemas. Os valores das relações causais podem variar de acordo com alguma função, permitindo a construção de modelos cognitivos dinâmicos adaptativos (KOULOURIOTIS et al, 2005).

As DCNs são mapas cognitivos, *fuzzy* ou não, que consideram os seguintes aspectos de uma relação causal: a força da relação causal, a força da causa e o grau de efeito. As DCNs têm capacidade de modelar e gerenciar comportamentos não-lineares dependentes do tempo, muitas vezes em tempo real.

Existem diferentes arquiteturas de DCN na literatura, desde o surgimento descrito em Miao e colaboradores (2001), outras arquiteturas tem sido adaptadas para diferentes tipos de aplicações, como no trabalho de Koulouriots e colaboradores (2005) onde é apresentada uma proposta de rede cognitiva dinâmica para aproximações de séries temporais aplicada em sistemas financeiros. No trabalho de Mendonça (2012) é apresentada uma estrutura de DCN hierárquica utilizada na estratégia de time de futebol de robôs, navegação autônoma de robôs e em um sistema supervisorio de fermentação alcoólica. A DCN utilizada neste trabalho é similar à última citada.

2.4 SISTEMAS EMBARCADOS

Um sistema embarcado é um sistema microprocessado no qual o computador é completamente encapsulado ou dedicado ao dispositivo ou sistema que ele controla. Diferentemente de computadores de propósito geral, como o computador pessoal, um sistema embarcado realiza um conjunto de tarefas predefinidas, geralmente com requisitos específicos e recursos limitados. Atualmente, sistemas embarcados incluem na maioria dos casos sistemas operacionais baseados em um microcontrolador (WESCOTT, 2006), (LEIGH, 2004). Recentemente, o desenvolvimento e a implementação de sistemas embarcados tem atraído tanto pesquisas acadêmicas quanto industriais.

2.4.1 Plataforma Arduino

Arduino é uma plataforma de prototipagem eletrônica *open source*. O controlador da placa é programado na linguagem *Arduino Programming Language* o qual apresenta similaridades com a linguagem C. A figura 3 mostra a plataforma que será utilizada.



Figura 3 - Plataforma Arduino Mega
Fonte: <<http://arduino.cc/>>, 2013

Uma das vantagens da utilização da plataforma Arduino está na facilidade de manuseio do microcontrolador, o qual com apenas o cabo USB é possível realizar a gravação do código, comunicação serial e alimentação de energia da plataforma.

A plataforma utilizada será a Mega 2560. Ela possui 54 pinos *input/output* (das quais 15 podem ser usadas como saídas PWM), 16 pinos de entrada analógica, *clock* externo de 16 MHz e memória de programa de 256 KB. Características elétricas constituídas por tensão de operação de 5V, tensão de alimentação de 7 a 12 Volts e corrente máxima por pino *input/output* de 40 mA.

3 CASO 1: TANQUE MISTURADOR

Nesta seção é apresentada a aplicação de sistemas inteligentes computacionais no primeiro caso a ser estudado.

Para demonstrar a utilização das técnicas FCM/DCN utilizaremos um estudo de caso bastante conhecido na literatura conforme visto em (Glykas, 2010), (Stylios, Groumpos, Georgopoulos, 1999), para teste de controladores de nível. Este caso foi selecionado para ilustrar a necessidade de refinamento de um modelo baseado em FCM construído exclusivamente com conhecimento. O processo apresentado na figura 4 consiste em um tanque com duas válvulas de entrada para diferentes líquidos, um misturador, uma válvula de saída para retirada do líquido produzido pela mistura e um medidor de massa específica que mede a qualidade do líquido produzido.

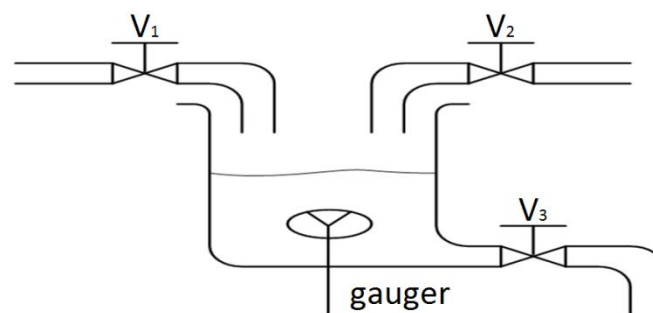


Figura 4 - Tanque Misturador

Fonte: Adaptado de Stylios, Groumpos, Georgopoulos, 1999

As válvulas (V_1) e (V_2) inserem dois diferentes líquidos no tanque. Durante a reação dos dois líquidos, um novo líquido caracterizado por seu valor de massa específica é produzido. Neste momento a válvula (V_3) esvazia o tanque de acordo com uma campanha de vazão de saída, porém a mistura líquida deverá estar nos níveis especificados.

Apesar de ser relativamente simples, este processo é do tipo TITO (*two inputs two outputs*) com acoplamento entre as variáveis. Para estabelecer o controle de qualidade em regime do líquido produzido, um medidor colocado dentro do tanque pesa (mede a massa específica) o líquido produzido.

Quando o valor da variável de medição G (massa líquido) atinge a faixa de valores entre o máximo e mínimo [G_{\min} , G_{\max}] especificado, a mistura líquida desejada

está pronta. A retirada do líquido só é possível quando o volume (V) estiver em uma faixa especificada entre os valores [V_{\min} e V_{\max}]. O controle consiste então em manter essas duas variáveis em suas faixas de operação, conforme,

$$V_{\min} < V < V_{\max} \quad (3.1)$$

e

$$G_{\min} < G < G_{\max}. \quad (3.2)$$

De acordo com Papageorgiou et al (2005), através da análise e observação de funcionamento do processo é possível que especialistas definam uma lista de conceitos relacionados às principais grandezas físicas envolvidas no processo. Os conceitos e o modelo cognitivo é baseado no modelo FCM original de Papageorgiou que apresenta os seguintes conceitos e estrutura:

- Conceito 1 – Estado da válvula 1 (fechada, aberta ou parcialmente aberta).
- Conceito 2 – Estado da válvula 2 (fechada, aberta ou parcialmente aberta).
- Conceito 3 – Estado da válvula 3 (fechada, aberta ou parcialmente aberta).
- Conceito 4 – Quantidade de líquido (volume) no tanque, que depende do estado operacional das válvulas V_1 , V_2 e V_3 .
- Conceito 5 – Valor medido pelo sensor G para a massa específica do líquido.

Considerando então a proposta inicial de evolução do FCM, utilizaremos para controlar o misturador uma DCN que deverá manter os níveis de volume e massa dentro de limites especificados.

O modelo do processo utiliza o princípio de que o volume do tanque é o volume inicial mais a vazão de entrada das válvulas de entrada V_1 e V_2 menos a vazão de saída da válvula V_3 . Desse modo, um sistema de equações de diferenças foi construído para realizar os testes do controlador DCN. De modo análogo, a massa do tanque segue o mesmo princípio, conforme apresentado abaixo.

$$V_{tanque} = V_i + V_1 + V_2 - V_3 \quad (3.3)$$

$$G_{tanque} = M_i + (V_1 m_{e1}) + (V_2 m_{e2}) - M_s \quad (3.4)$$

Onde:

V_i = Volume inicial tanque

V_s = Volume de saída (Vazão Saída).

M_i = Massa inicial da mistura no tanque.

V_1 = Vazão de entrada 1.

m_{e1} = Massa específica do líquido 1.

V_2 = Vazão de entrada 2.

m_{e2} = Massa específica do líquido 2.

M_s = Massa líquido perdida pela vazão saída.

3.1 DESENVOLVIMENTO

O desenvolvimento da DCN é realizado através de duas etapas distintas. Primeiramente, a DCN é desenvolvida como um FCM clássico onde são identificados os conceitos e as relações causais. Os conceitos podem ser variáveis e/ou ações de controle, conforme já citados. Contudo, a heurística de controle tem relação com a condição de aumento do nível de volume ou peso da mistura, onde as válvulas de entrada são fechadas, sendo possível desse modo atribuir causalidade negativa entre os conceitos de níveis e as válvulas de saída. Já a relação entre a vazão da válvula de saída define uma causalidade positiva, ou seja, quando ocorre um aumento de vazão de saída, de acordo com uma campanha de processo desejada, as válvulas de entrada também aumentam proporcionalmente. O ajuste inicial é feito por meio de um algoritmo baseado na heurística de otimização do método Simulated Annealing (GHAZANFARI et al, 2007) , na qual uma solução inicial é lançada como um chute inicial e depois soluções com certo grau de aleatoriedade é sistematicamente testado, até que o sistema obtenha a resposta desejada. Na figura 5, é demonstrado o esquema gráfico de um controlador DCN.

A segunda etapa de desenvolvimento da DCM é responsável pela sintonia ou refinamento do modelo para resposta dinâmica do controlador. Nesse caso, quando ocorre uma mudança de set-point na campanha de saída, os pesos das relações causais são sintonizados. Para realizar essa função foi incluso no modelo cognitivo um novo tipo de conceito e de relação. A relação de seleção atribui regras orientadas a eventos, que nesse caso foi a mudança de set-point e níveis do peso e do volume da mistura líquida. A DCN utiliza o conceito de seleção pra chavear o conjunto de relações causais

de acordo com a base de regras da relação de seleção. A DCN funciona de modo semelhante a um DT-FCM (*decision tree-FCM*) (GLYKAS, 2010), de outro modo, a DCN se assemelha a uma ferramenta híbrida entre um FCM e uma máquina de estados cíclica temporal, chaveada por disparo de eventos. Os resultados dos pesos das relações causais encontrados são apresentados na Tabela 1.

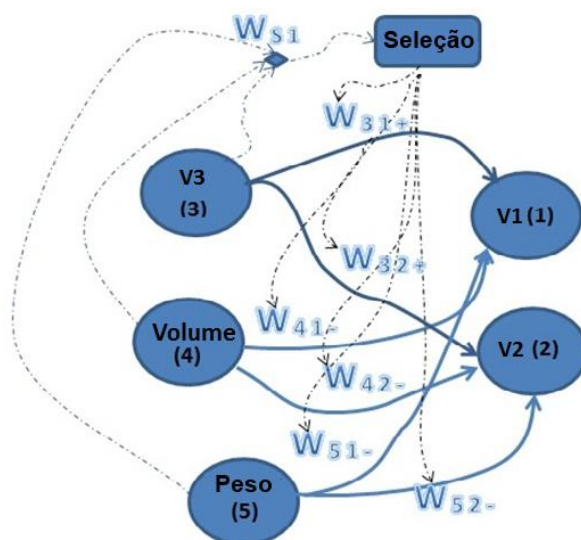


Figura 5 - Controlador DCN

Tabela 1. Pesos das Relações Causais

Estados/Regras (DCN)	W31	W32	W41	W42	W51	W52
Valor inicial	0,00	0,00	-0,40;	-0,40;	-0,35	-0,35
Regra 1 (P>850 mg)	0,10	0,10	-0,65	-0,67	-0,65	-0,67
Regra 2 (P<840 mg)	0,20	0,20	-0,42	-0,42	-0,38	-0,38
Regra 3 (P<820 mg)	0,68	0,68	-0,45	-0,45	-0,31	-0,31

A fim de estabelecer uma correlação e uma futura comparação entre técnicas de sistemas inteligentes, um controle baseado em lógica *fuzzy* foi desenvolvido. Foi utilizado um sistema *fuzzy* ponderado, a atribuição de pesos se deve a importância de cada regra na heurística de controle adotada.

Em se tratando de heurística de controle, as regras do controlador *fuzzy* são norteadas na mesma estratégia utilizada no controlador DCN. Isso se deve ao fato da

necessidade de colocar os dois controladores em igualdade de condições para que se possam estabelecer comparações de desempenho. Uma base de nove regras foi implementada, a estrutura e a superfície de controle são mostradas nas figuras 6 e 7, respectivamente.

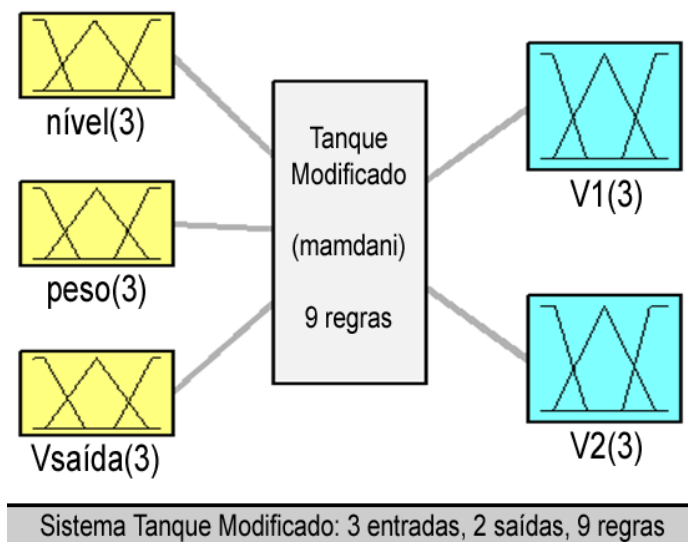


Figura 6 - Estrutura do Controlador Fuzzy

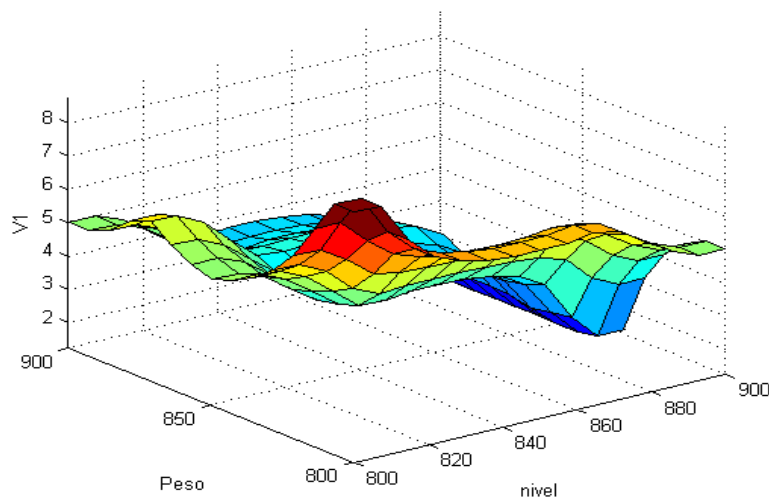


Figura 7 - Superfície de Controle Fuzzy (válvula 1)

Ainda no contexto de se comparar diferentes técnicas inteligentes, outra ferramenta para controle do misturador é o método de aprendizagem de Hebb para FCM.

O método de aprendizagem dinâmico é uma adaptação do método clássico de Hebb (HAYKIN, 2000). Diferentes propostas e variações desse método aplicados na sintonia ou na aprendizagem de FCM são conhecidas na literatura (PAPAGEORGIU,

2012). Nesse trabalho o método é utilizado para atualizar a intensidade das relações causais de modo determinístico de acordo com a variação ou erro da intensidade do conceito ou variável de entrada. O algoritmo de aprendizagem assume que, se dois conceitos interligados sofrem uma variação, então o peso da conexão também sofre uma variação. A diferença ΔA_i para todo conceito i é computado como $\Delta A_i = A_i(k) - A_i(k-1)$, se a ativação do conceito mudar, por exemplo, $\Delta A_i \neq 0$, então, o peso entre os conceitos i (causa) e j (efeito) também muda. De modo específico, a aplicação do aprendizado de Hebb possibilita ações de controle da seguinte forma: se o peso ou o volume da mistura líquida aumentar, as válvulas de entrada tem sua relação de causalidade intensificada negativamente e tendem a se fechar mais rapidamente. De modo inverso, caso o volume e/ou o peso da mistura diminuam, as válvulas tem suas causalidades aumentadas buscando uma região de controle. O formalismo matemático é apresentado na equação (4.5).

$$W_{ij}(k) = W_{ij}(k - 1) \pm \gamma \Delta A_i \quad (3.5)$$

Onde γ é a taxa de aprendizado.

As relações causais que tem causalidade negativa tem sinal negativo e de modo análogo às relações causais positivas. As equações 3.6 a 3.11 mostram a aplicação da proposta.

$$W_{31} = W_{31}(k - 1) + 0.1 \Delta A_i \times k_p \quad (3.6)$$

$$W_{32} = W_{32}(k - 1) + 0.1 \Delta A_i \times k_p \quad (3.7)$$

$$W_{41} = W_{41}(k - 1) - 0.7 \Delta A_i \times k_p \quad (3.8)$$

$$W_{42} = W_{42}(k - 1) - 0.7 \Delta A_i \times k_p \quad (3.9)$$

$$W_{51} = W_{51}(k - 1) - 0.7 \Delta A_i \times k_p \quad (3.10)$$

$$W_{52} = W_{52}(k - 1) - 0.7 \Delta A_i \times k_p \quad (3.11)$$

Duas variações do aprendizado de Hebb serão apresentadas. No primeiro caso o erro é global assumindo a soma da variação do peso e do volume, No segundo caso, o erro é pontual, ou seja, a variação de volume, peso e vazão influencia suas respectivas relações causais (figura 5), por exemplo, W_{31} e W_{32} são sintonizadas de acordo com a variação $\Delta A_i = V_3(k) - V_3(k-1)$. Os valores do fator de aprendizagem γ são empíricos. Por

fim, para que os valores dos pesos tenham a dinâmica necessária, a variação ΔA_i é multiplicado por um fator k_p que representa um ganho no valor.

3.2 RESULTADOS

3.2.1 Resultados de Simulação

Os resultados do controlador *fuzzy* são mostrados na figura 8, já a figura 9 mostra o comportamento das variáveis controladas dentro da faixa pré-estabelecida como [800, 850] para o peso e [850, 900] para o volume. Ressalta-se que a atuação do controlador mantém as variáveis nas faixas de controle e persegue uma trajetória de acordo com uma campanha de vazão de saída também pré-estabelecida. Nesse experimento inicial, uma campanha com uma sequência de valores entre 7, 5 e 10 ml/min podem ser observados como *set-point* de vazão de saída (válvula 3 na figura 8).

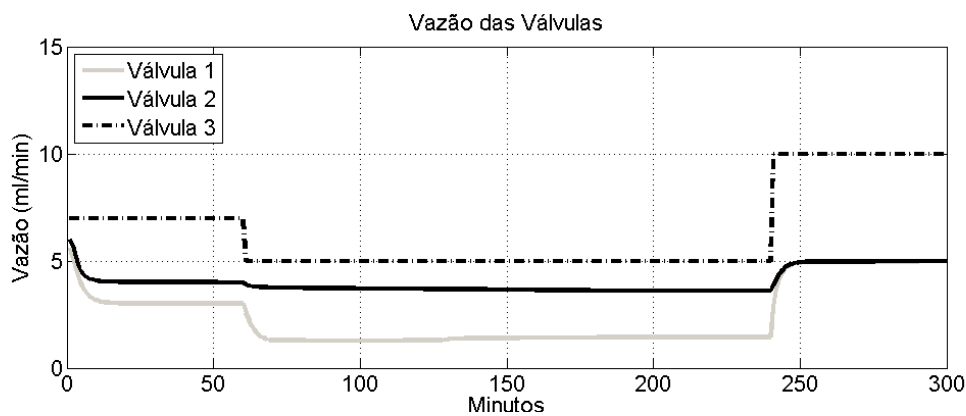


Figura 8 - Válvulas de entrada e saída do misturador (*fuzzy*)

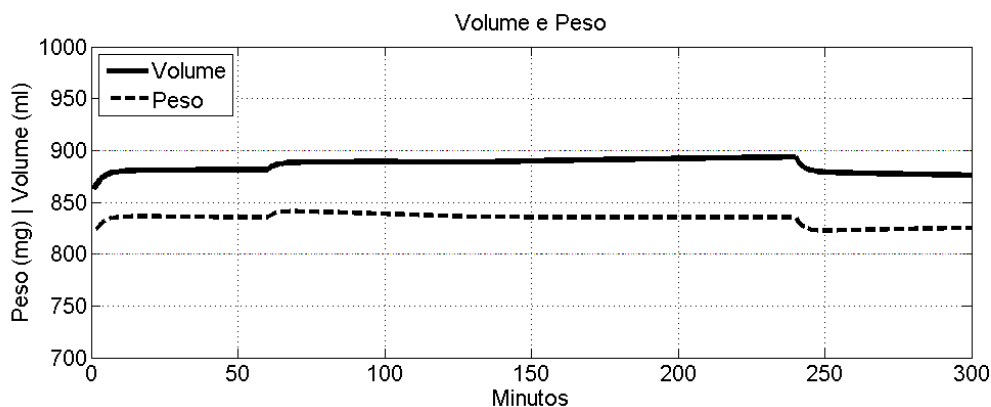


Figura 9 - Volume e Peso da mistura líquida (fuzzy)

As figuras 10 e 11 mostram os resultados obtidos com o controlador DCN utilizando o método de chaveamento de conjuntos de pesos das relações causais, onde as regras e os valores dos pesos estão inseridos na tabela 1.

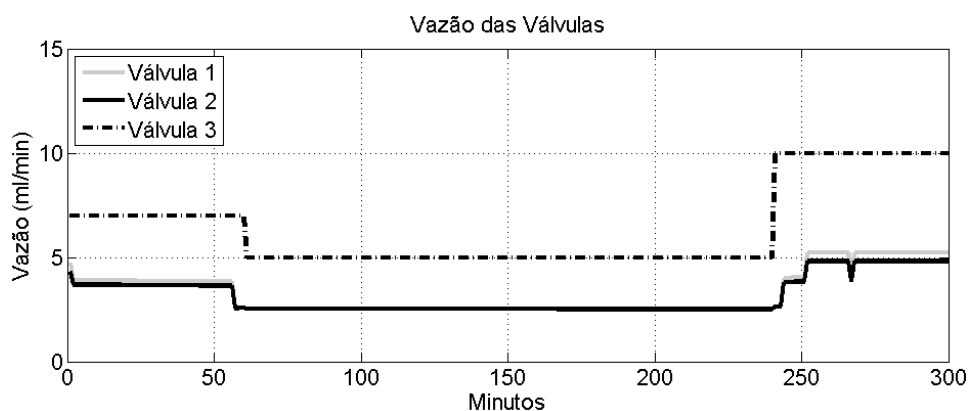


Figura 10 - Válvulas de entrada e saída do misturador (chaveamento)

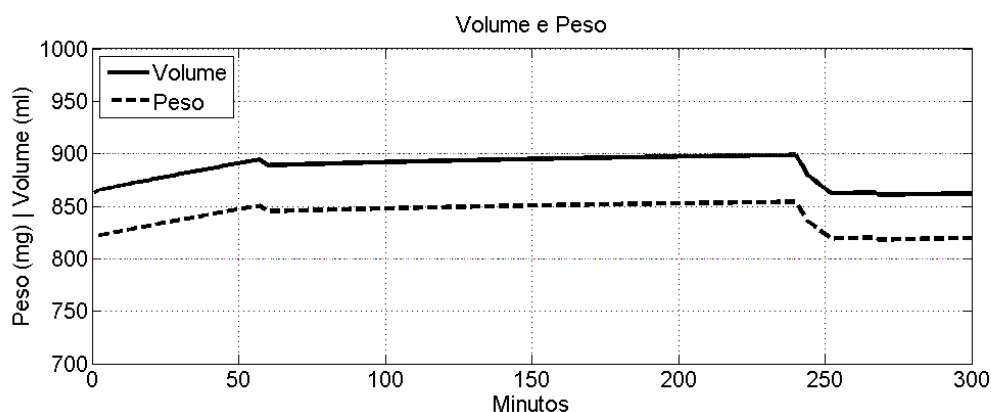


Figura 11 - Volume e Peso da mistura líquida (chaveamento)

As figuras 12 e 13 mostram os resultados obtidos com o controlador DCN utilizando o método de aprendizagem de Hebb, assumindo erro global, ou seja, com

apenas um parâmetro de erro para a atualização dos pesos das relações causais, a figura 14 mostra a evolução dos valores dos pesos durante o processo.

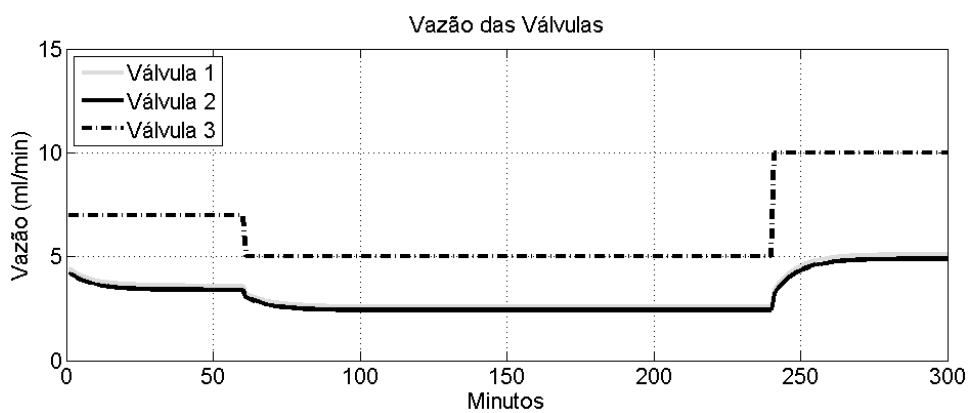


Figura 12 - Válvulas de entrada e saída do misturador (Hebb global)

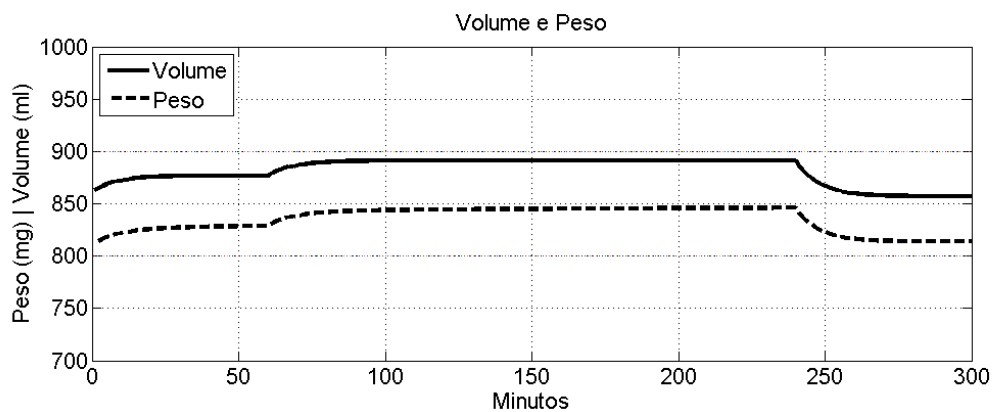


Figura 13 - Peso e volume da mistura líquida (Hebb global)

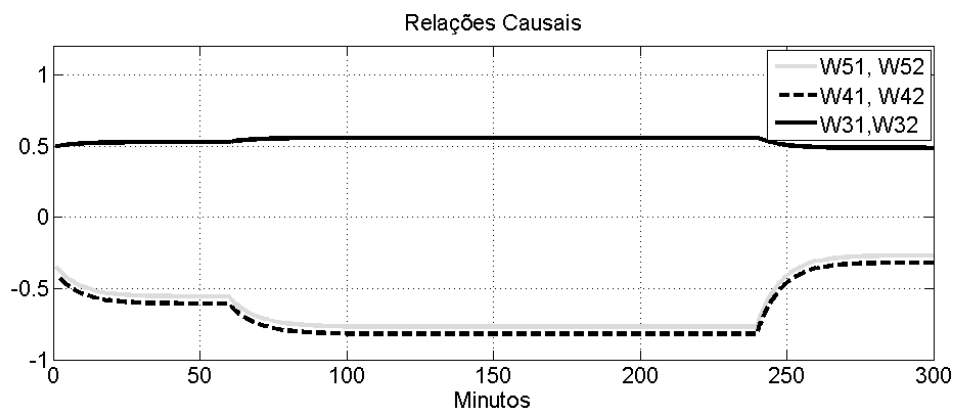


Figura 14 - Evolução das relações causais (Hebb global)

De modo análogo, as figuras 15, 16 e 17 mostram os resultados obtidos com o método de aprendizagem de Hebb assumindo erro pontual, ou seja, levando em consideração 3 parâmetros de variação do erro (volume, peso e válvula 3).

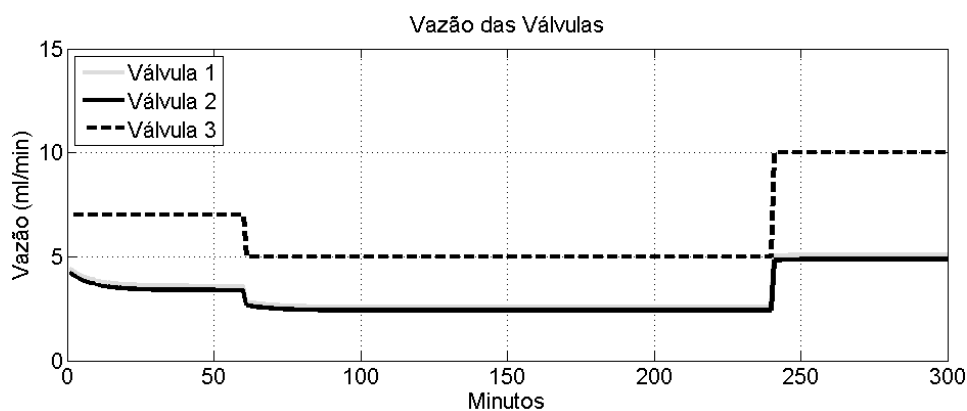


Figura 15 - Válvulas de entrada e saída do misturador (Hebb pontual)

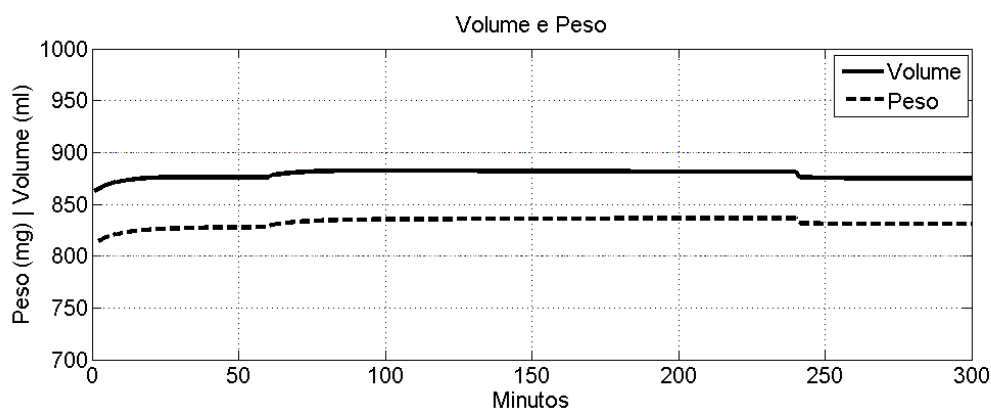


Figura 16 - Peso e volume da mistura líquida (Hebb pontual)

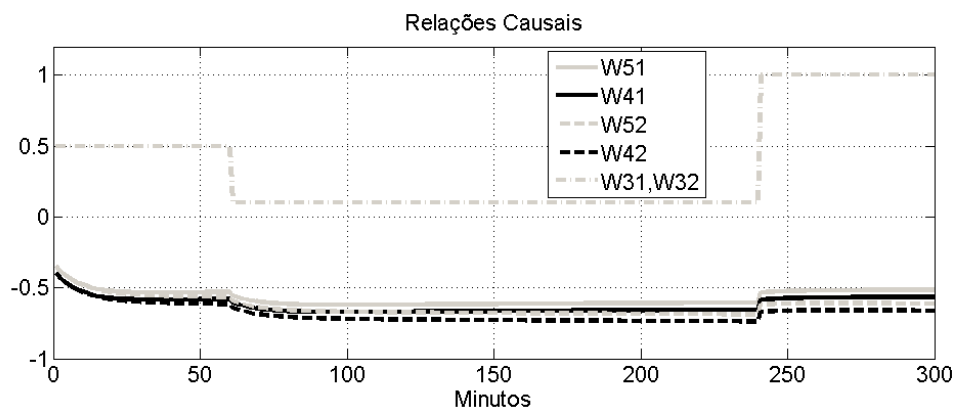


Figura 17 - Evolução das relações causais (Hebb pontual)

3.2.2 Resultados na plataforma Arduino

Com o intuito de ampliar a aplicabilidade deste trabalho, foi feito o uso de uma plataforma Arduino a fim de verificar a portabilidade dos códigos gerados por métodos FCM/DCN. A plataforma utilizada foi o Arduino Mega 2560.

As equações de nível e peso são calculadas pelo Matlab simulando a planta ou processo. Através de uma comunicação Serial estabelecida com o Arduino, Matlab envia os valores atuais de Volume, Peso e Válvula de saída, o Arduino recebe esses dados, calcula os valores da Válvula 1 e Válvula 2 e retorna esses dados ao Matlab para que possa calcular novamente os valores de Volume e Peso. A figura 18 mostra o ciclo.

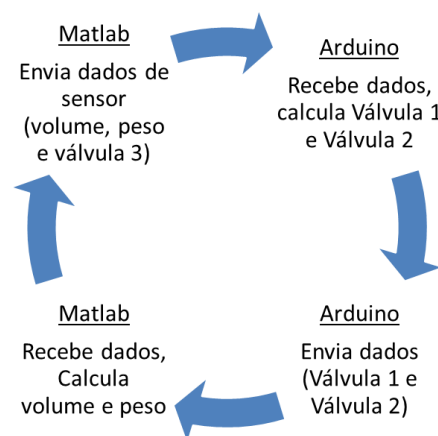
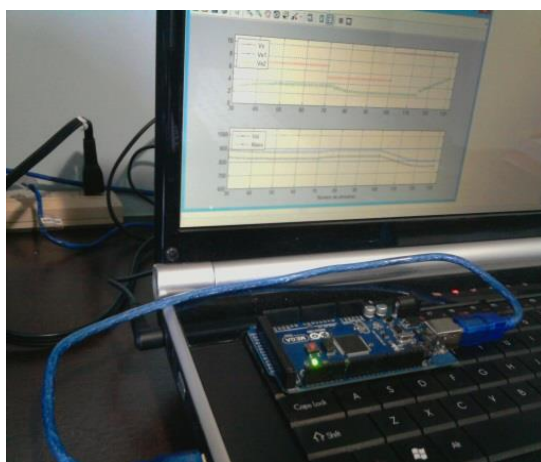


Figura 18 - Ciclo Matlab-Arduino

As figuras 19 e 20 mostram os resultados obtidos com a plataforma Arduino fornecendo os dados dos atuadores V1 e V2 e com o Matlab realizando a aquisição de

dados. O algoritmo utilizado é o de chaveamento de conjuntos de relações causais, onde as regras de ativação e os pesos estão inseridos na Tabela 1.

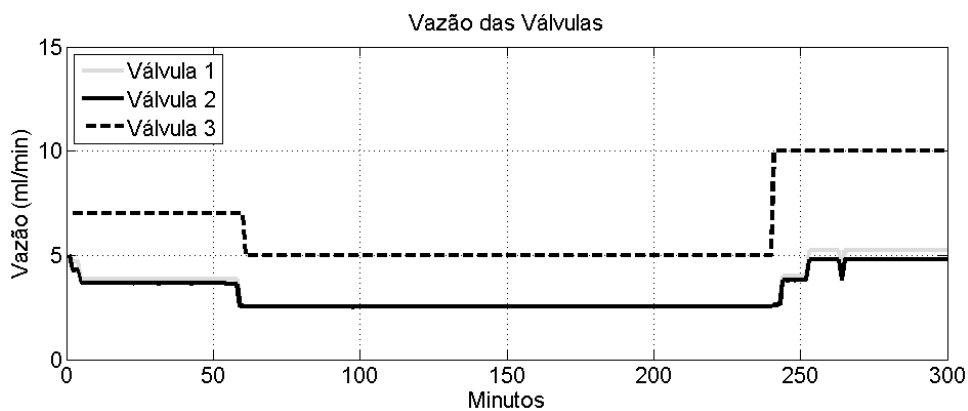


Figura 19 - Válvulas de entrada e saída do misturador (Arduino, chaveamento)

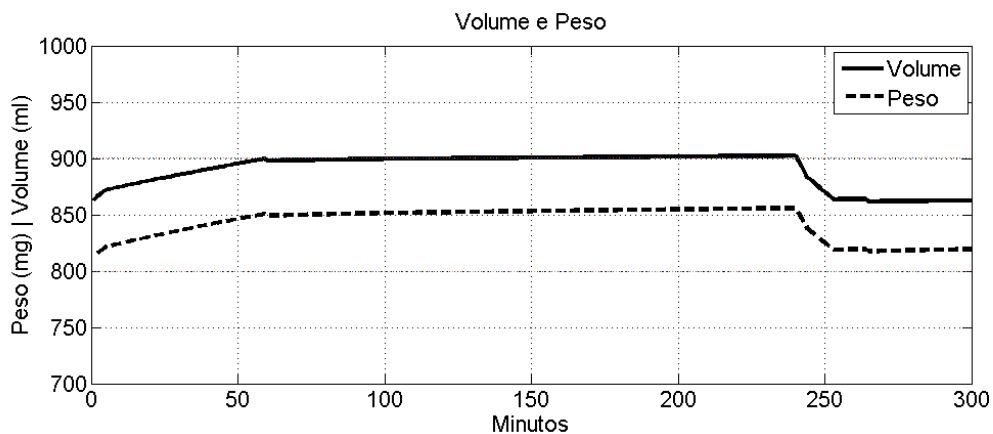


Figura 20 - Peso e volume da mistura líquida (Arduino, chaveamento)

Da mesma forma, as figuras 21 e 22 mostram os resultados obtidos com o algoritmo de aprendizagem de Hebb com os três parâmetros de ΔA_i .

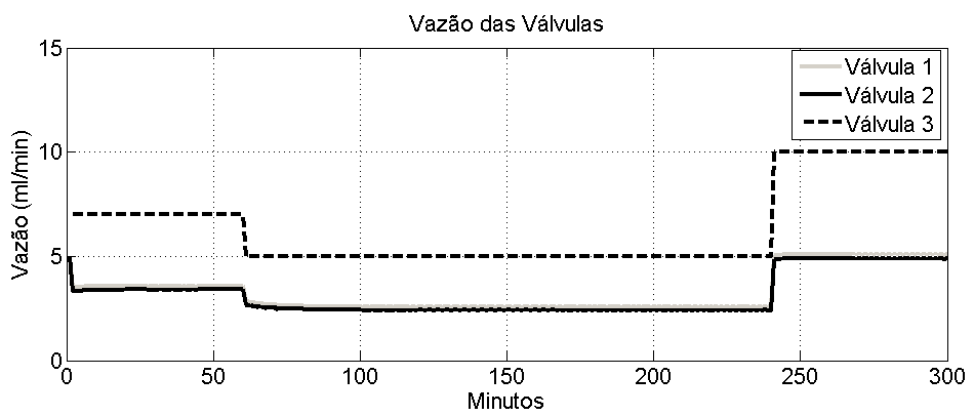


Figura 21 - Válvulas de entrada e saída do misturador (Arduino, Hebb pontual)

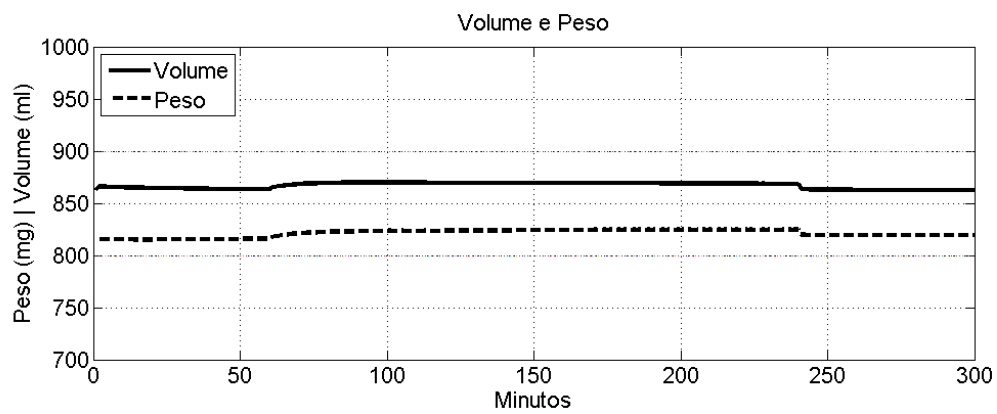


Figura 22 - Peso e volume da mistura líquida (Arduino, Hebb pontual)

4 CASO 2: TANQUES EM CASCATA

Para complementar os estudos a cerca de controle de processos com a utilização de sistemas *fuzzy*, um segundo processo foi escolhido, inspirado no trabalho de (STYLIOS, GEORGOPOULOS, GROUMPOS, 1999) para demonstrar o uso da técnica lógica *fuzzy*.

Um sistema é considerado, o qual é parte de uma grande planta conhecida e usada em processos químicos. O sistema consiste em dois tanques idênticos mostrados na figura 23. Cada tanque tem uma válvula de entrada e uma válvula de saída. A válvula de saída do primeiro tanque é a válvula de entrada do segundo tanque.

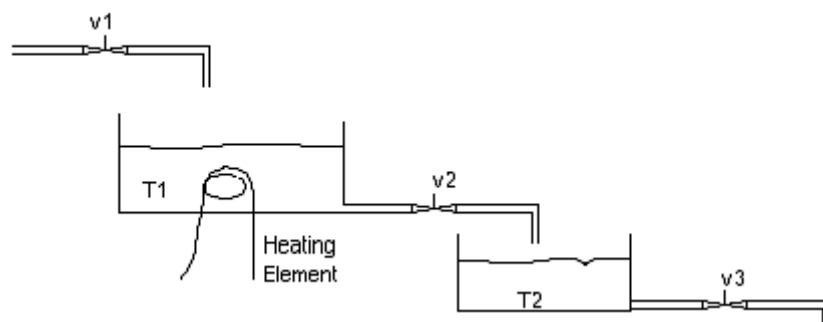


Figura 23 – Planta do processo químico

Fonte: Stylios, Georgopoulos, Groumpos, 1999

O objetivo do controle é manter a quantidade de líquido, em ambos os tanques, dentro de alguns limites, um superior V_{max} e um limite inferior V_{min} , além disso, a temperatura do líquido em ambos os tanques deve ser mantida entre o valor máximo T_{max} e um mínimo valor T_{min} . O objetivo é manter essas variáveis entre as faixas de valores:

$$V_{min}^{t1} < V^{t1} < V_{max}^{t1} \quad (4.1)$$

$$V_{min}^{t2} < V^{t2} < V_{max}^{t2} \quad (4.2)$$

$$T_{min}^1 < T^1 < T_{max}^1 \quad (4.3)$$

$$T_{min}^2 < T^2 < T_{max}^2 \quad (4.4)$$

A temperatura do líquido do tanque1 é acrescida através do elemento aquecedor. Um termostato mede continuamente a temperatura do líquido do tanque1 e liga ou desliga o aquecedor. A temperatura do líquido do tanque2 é medida por um termômetro, quando a temperatura do líquido2 decresce, faz com que a válvula 2 abra e líquido aquecido entra no tanque2.

Um sistema *fuzzy* será desenvolvido para controlar todo o sistema. Para determinar os fatores importantes do controle, devem-se levar em conta as variáveis do sistema, como por exemplo, o nível de líquido em cada tanque e a temperatura. Um modelo matemático para simular o comportamento do sistema foi desenvolvido com a utilização de equações de diferenças. Propriedades físicas como resistência e capacitância de escoamento dos tanques foram desconsideradas, assim como o escoamento foi considerado como laminar e as válvulas como ideais.

Para o volume dos tanques, foi realizada uma modelagem similar à seção 3 com a equação 3.3. Temos para o tanque1 que o seu volume é igual ao volume inicial mais a entrada de líquido da válvula1 subtraído pelo líquido que sai pela válvula2. Analogamente para o tanque2, o volume do tanque2 é o volume inicial mais a entrada de líquido da válvula2 subtraído pelo líquido que sai pela válvula3. Assim:

$$V^{t1} = V_i^{t1} + V_1 - V_2 \quad (4.5)$$

$$V^{t2} = V_i^{t2} + V_2 - V_3 \quad (4.6)$$

A válvula1 e a válvula2 terão sua vazões controladas, já a válvula3 não será controlada e ficará aberta durante todo o processo. Diferentemente da válvula1 e válvula2, a válvula3 terá sua vazão de acordo com a gravidade e nível de líquido contido no tanque2, segundo a equação 4.7:

$$F = A_v \sqrt{2gH} \quad (4.7)$$

Onde:

F = Vazão de líquido;

A_v = Área de seção transversal da válvula;

g = Gravidade;

H = Nível do líquido no tanque.

A modelagem matemática utilizada para representar a variação de temperatura dos tanques foi realizada através da equação do balanço de energia, como mostra a equação (4.8).

$$V\rho C_p \frac{dT}{dt} = F\rho C_p(T_e - T) + Q \quad (4.8)$$

Isolando o termo dT/dt , temos:

$$\frac{dT}{dt} = \frac{F}{V}(T_e - T) + \frac{Q}{V\rho C_p} \quad (4.9)$$

Onde:

T = Temperatura do líquido;

V = Volume de líquido;

F = Vazão de líquido que entra no tanque;

T_e = Temperatura do líquido que entra no tanque;

T = Temperatura do líquido no tanque;

Q = Potência dissipada pelo aquecedor para o líquido;

ρ = Densidade do líquido;

C_p = Calor específico do líquido;

A equação (4.9) representa a variação da temperatura do líquido para o tanque1, o elemento aquecedor Q terá apenas dois estados: ligado ou desligado. No caso do tanque2 que não possui o elemento aquecedor, considera-se $Q=0$, o aumento ou diminuição da temperatura do líquido do tanque2 se dá apenas pelo abrimento da válvula2 com a mistura do líquido do tanque1. As perdas de calor através de fenômenos de convecção e condução através da temperatura externa do tanque foram desconsideradas no modelo.

4.1 DESENVOLVIMENTO

O controlador deve atuar de modo que os níveis de volume e temperatura se mantenham em uma faixa previamente especificada. Primeiramente, é preciso

identificar os elementos necessários que serão levados em conta nas tomadas de decisões do controlador.

Para o controlador desenvolvido, os dados de entrada do sistema foram: Volume do tanque1 (Vt1), Volume do tanque2 (Vt2), Temperatura do líquido do tanque1 (T1) e temperatura do líquido do tanque2 (T2). Já as saídas, que são os elementos a serem controlados são: Válvula1 (V1), Válvula2 (V2) e elemento aquecedor (Q). A figura 24 mostra as entradas e as saídas do sistema.

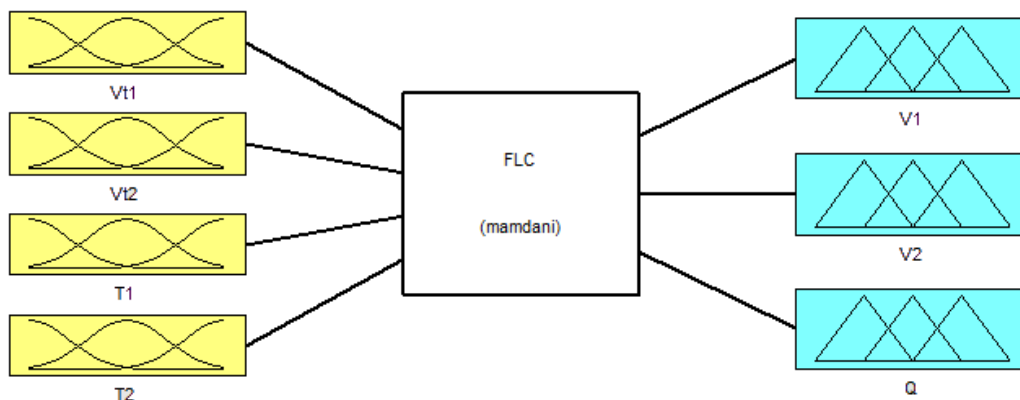


Figura 24 - Entradas e saídas

Após definido as entradas e saídas do sistema, é necessário elaborar as funções de pertinência pela qual o sistema realiza as tarefas de fuzzificação e defuzzificação. Para esta proposta, as funções de pertinências foram construídas utilizando função triangular, com três graus de pertinência para o volume, temperatura, válvulas 1e 2 (alto, médio e baixo) e dois graus para o elemento aquecedor (ligado e desligado), já que o controle de temperatura é feito através de chaveamento *on-off*.

A figura 25 mostra a função de pertinência da variável de entrada do volume do tanque 1, o restante das entradas possuem função de pertinência semelhante, porém com pequenas alterações. A função de pertinência do aquecedor, cujo funcionamento é dado apenas em dois estados (ligado ou desligado), é mostrada na figura 26.

Após a etapa de definição das funções de pertinência, o próximo passo é construção da base de regras que irá definir as ações a serem tomadas pelo controlador. A formulação das regras em um sistema *fuzzy* é normalmente fornecida por um especialista no processo, e pelo fato de o sistema se basear no comportamento humano na solução de problemas, geralmente, as informações extraídas pelo especialista são empíricas, baseadas na observação do comportamento do processo.

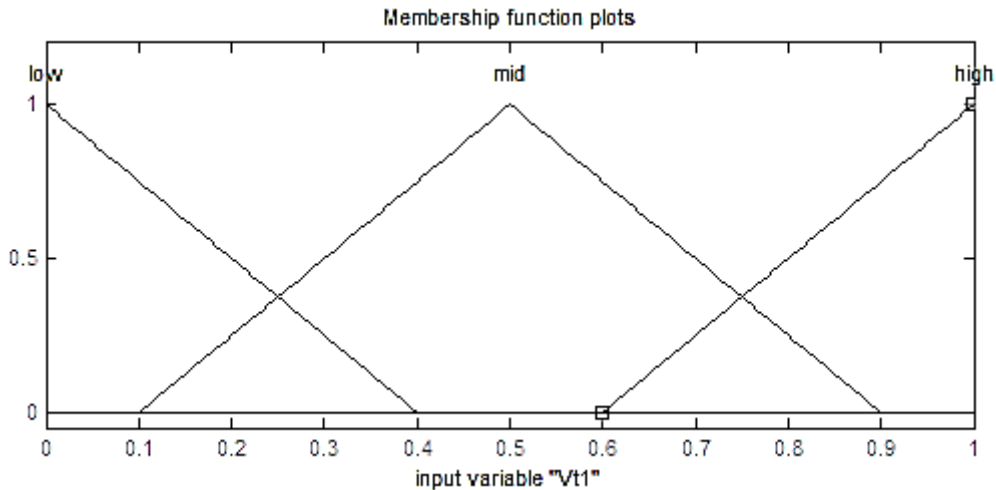


Figura 25 - Função de pertinência do volume do tanque1

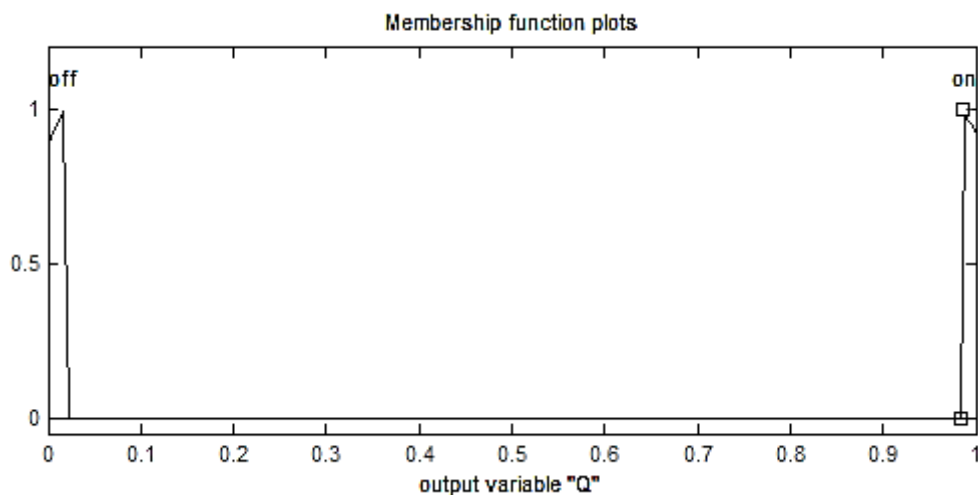


Figura 26 - Função de pertinência do aquecedor

A base de regras adotadas para o sistema possui as seguintes considerações:

- Conforme o volume do tanque1 aumenta, a vazão da válvula1 diminui e a vazão da válvula2 aumenta para que haja diminuição do volume, caso o volume diminua, a válvula1 aumenta e a válvula2 diminui;
- Conforme o volume do tanque2 aumenta, a vazão da válvula2 diminui, para que haja diminuição de entrada de líquido, caso o volume diminua, a vazão da válvula2 aumenta;
- Quando a temperatura do tanque1 estiver abaixo do especificado, o elemento aquecedor é ligado, caso contrário, desliga-se o aquecedor;

- Quando a temperatura do tanque2 estiver abaixo do especificado, aumenta-se a vazão da válvula2 para que líquido quente do tanque1 entre no tanque2.

Através dos conceitos anteriormente citados, foi possível a elaboração do sistema utilizando 9 regras. Note que, as regras utilizadas neste trabalho não são definitivas, a inclusão de novas regras, remoção de algumas ou modificação das mesmas podem mudar, tanto positivamente quanto negativamente, o desempenho do controlador, bem como a inclusão de mais entradas, como, por exemplo, poderia ser realizada a leitura do valor da válvula3 e incluí-la ao sistema *fuzzy*. A figura 27 mostra a superfície de controle da válvula 1.

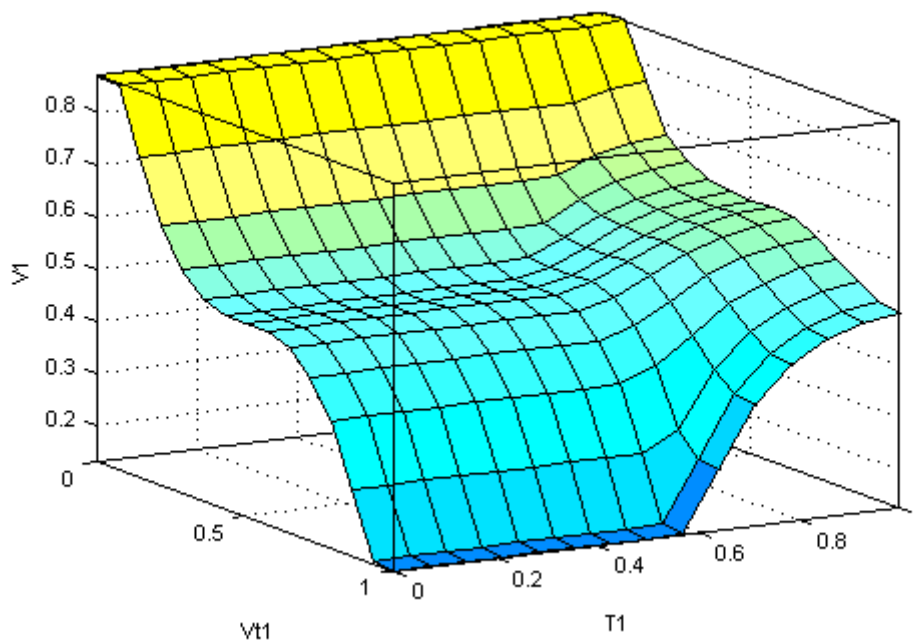


Figura 27 - Superfície de controle *fuzzy* (válvula 1)

4.2 RESULTADOS

Os resultados obtidos com o FLC são mostrados nas figuras a seguir, a qual mostra o comportamento das variáveis controladas dentro da faixa pré-estabelecida para o volume e temperatura de ambos os tanques. Os testes iniciais foram realizados com os

tanques previamente vazios. O objetivo do controle é manter o volume dos tanques em uma faixa de 250 a 280 litros e as temperaturas em 60°C, a temperatura do líquido que é inserido pela válvula1 está inicialmente a 25°C, gerando, após algumas horas, um degrau que eleva essa temperatura a 30°C a fim de simular uma perturbação. O aquecedor inserido no tanque possui potência de 250 W.

A figura 28 mostra o volume dos tanques durante o processo, já a figura 29 mostra a temperatura dos líquidos e a figura 30 mostra a atuação das válvulas.

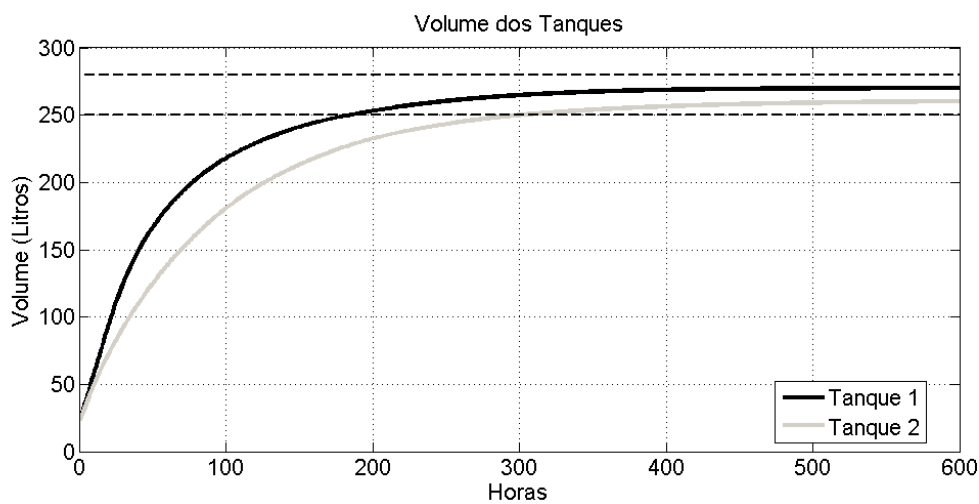


Figura 28 - Volume dos tanques 1 e 2

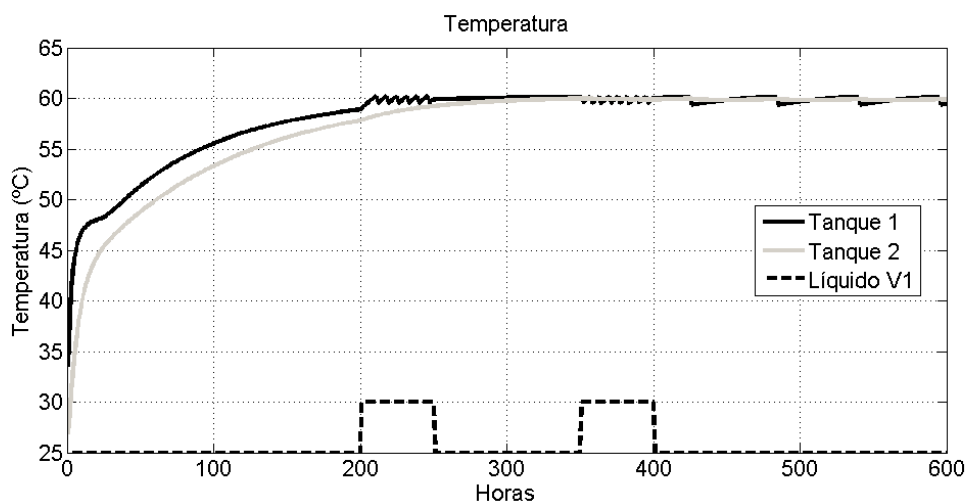


Figura 29 - Temperatura dos líquidos

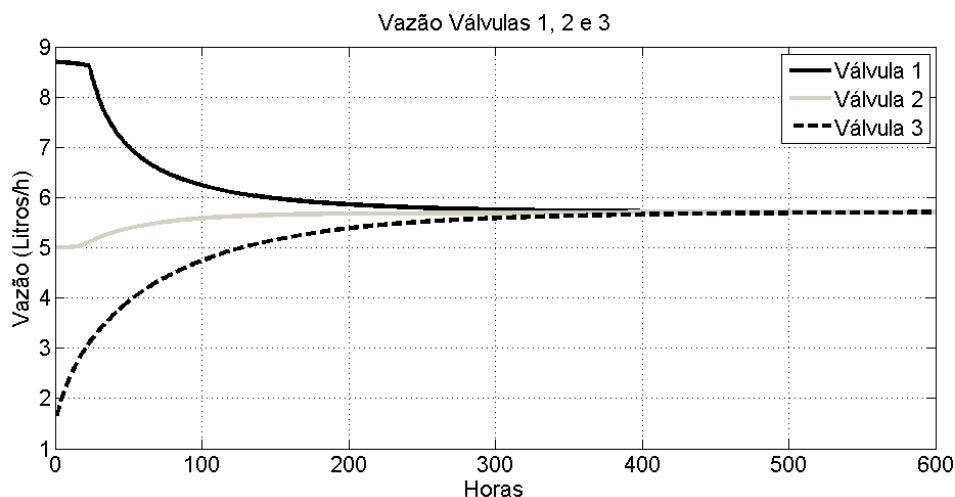


Figura 30 - Válvulas V1, V2 e V3

Da mesma forma, outro teste com diferentes condições foi realizado com o intuito de testar o controlador. Neste caso, os volumes iniciais são 250 e 280 litros para o tanque1 e tanque2, respectivamente. As temperaturas continuam nas mesmas condições, porém, com pequenas alterações aleatórias a fim de simular pequenos distúrbios na temperatura do líquido da válvula1. A figura 31 mostra o volume dos tanques durante o processo, a figura 32 mostra a temperatura dos líquidos e a figura 33 mostra a atuação das válvulas.

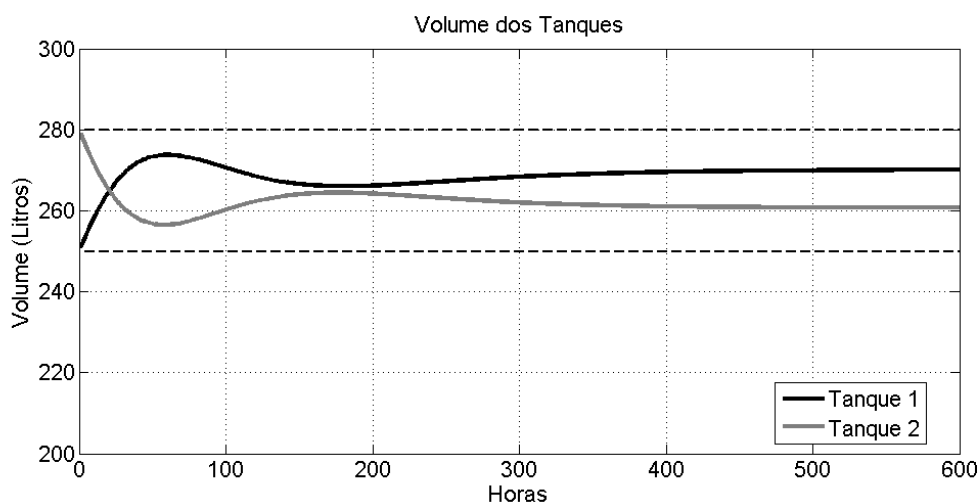


Figura 31 - Volume dos tanques 1 e 2

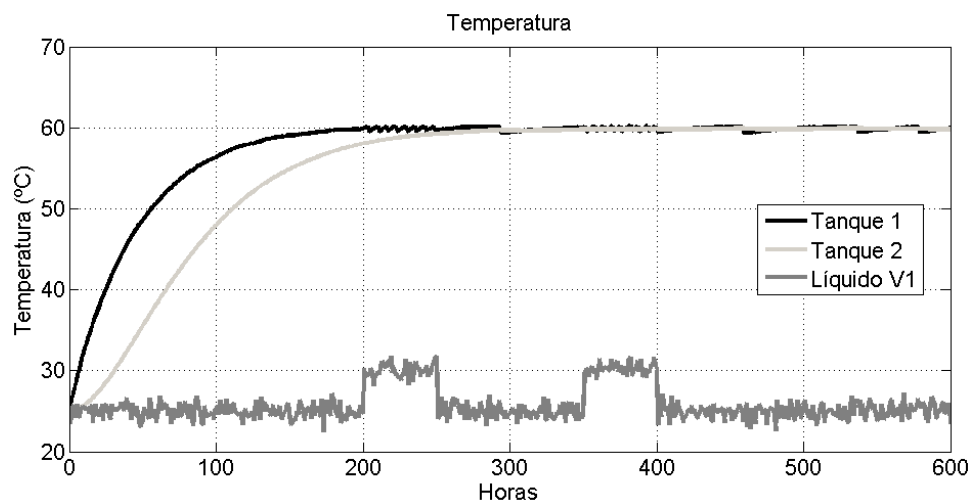


Figura 32 - Temperatura dos líquidos

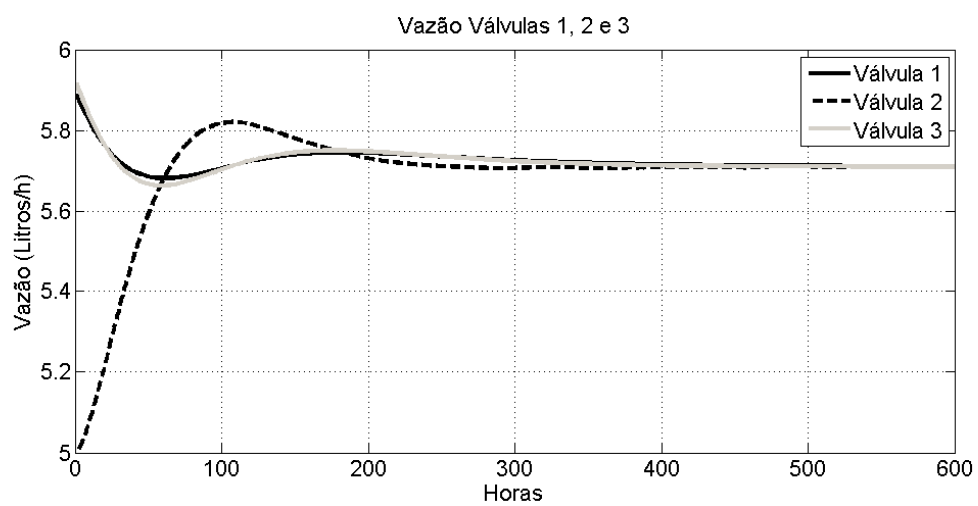


Figura 33 - Válvulas V1, V2 e V3

5 CONCLUSÕES

Como resultado final, atingiu-se o objetivo de controlar as plantas dentro dos limites estabelecidos, através das respostas dos controladores, pode-se observar nos gráficos e se comparar os resultados das técnicas utilizadas.

Para o primeiro caso, a técnica utilizada foi, primeiramente, a lógica *fuzzy*, em seguida, uma DCN que chaveia conjuntos de relações causais de acordo com as condições do misturador, depois, foi apresentado um método de aprendizado de Hebb, cujo peso das relações causais muda de acordo com a variação de alguns conceitos do mapa cognitivo. As figuras 9, 11, 13 e 16 mostram os resultados do controlador para as variáveis de volume e peso, nota-se a diminuição na faixa de controle para as técnicas de aprendizagem de Hebb, demonstrando que, para esta aplicação, o método de aprendizagem de Hebb obteve o melhor desempenho frente a outras técnicas.

Ainda para o caso 1, a fim de estender a aplicabilidade das técnicas, os códigos gerados pela DCN foram transcritos e embarcados na plataforma Arduino, as figuras 20 e 22 mostram o comportamento do volume e do peso para cada técnica, comparando tais resultados com os resultados de simulação, nota-se diferenças mínimas, o que sugere que os códigos gerados apresentam baixa complexidade computacional em relação a outras técnicas, como por exemplo, lógica *fuzzy* clássica. Portanto, enfatiza-se a possibilidade de desenvolver controladores FCM/DCN em microcontroladores de baixo custo.

No segundo caso estudado, um controlador *fuzzy* foi desenvolvido para demonstrar uma aplicação de controle de nível e temperatura em uma planta industrial. É observado que as variáveis de controle permanecem em uma faixa bem controlada. Para o caso dos volumes dos tanques, é observado a partir das figuras 28 e 31, uma pequena diferença de volume entre o tanque 1 e o tanque 2 que, numericamente representa uma variação de 10 a 15 litros, para uma faixa de controle considerada de 250 a 280 litros, essa diferença é aceitável. A figura 32 mostra a temperatura dos líquidos com variações repentinas de 25°C para 30°C e com pequenos distúrbios aleatórios, tais condições obtiveram pouco impacto no controle da temperatura, demonstrando a robustez do controlador.

Este trabalho apresentou a aplicação de algumas técnicas de sistemas inteligentes computacionais que incluem a lógica *fuzzy* e duas estruturas de DCN. Além disso, contribuiu para a possibilidade de desenvolvimento de um controlador DCN em plataformas microcontroladas de baixo custo.

5.1 PERSPECTIVAS FUTURAS

Como perspectiva futura, espera-se:

- a) Desenvolver um mapa cognitivo *fuzzy* e aplicar o método de aprendizagem de Hebb para FCM na planta do caso 2 com o objetivo de comparar resultados;
- b) Estudar a possibilidade de desenvolver algoritmos usando lógica *fuzzy* com o intuito de utilizar em *hardwares* de baixo custo e baixo poder de processamento.
- c) Explorar outras técnicas a fim de aplicar e comparar com as técnicas apresentadas neste trabalho. Dentre estas técnicas podemos citar: PID, outros métodos de aprendizado para FCM e uso de algoritmo genético para sintonização dos pesos dos mapas cognitivos.

6 REFERÊNCIAS

ARDUINO. **Arduino Board Mega 2560**. Disponível em <(http://arduino.cc/en/Main/ArduinoBoardMega2560)>. Acesso em 5 de mar 2013.

AXELROD, R. **Structure of decision: the cognitive maps of political elites**. New Jersey: Princeton University Press, 1976.

COELHO, L. S.; ALMEIDA, O. M.; COELHO, A. A. R. **Projeto e estudo de caso da implementação de um sistema de controle nebuloso**. Sba Controle & Automação, Campinas, v. 14, n. 1, p. 20-29, jan./mar. 2003.

DICKERSON, J. A., KOSKO, B. **Virtual worlds as fuzzy cognitive maps**. Presence, v.3, n. 2, p. 173-189, 1994.

DICKERSON, J. A., KOSKO, B. **Virtual worlds as fuzzy dynamical systems**. In: SHEU, B. (Ed.) Technology for multimedia, New York: IEEE Press, 1996.

GHAZANFARI, M.; ALIZADEH, S.; FATHIAN, M.; KOULOURIOTIS, D.E. **Comparing simulated annealing and genetic algorithm in learning FCM**. Applied Mathematics and Computation, p. 56–68, 2007.

GLYKAS, M. **Fuzzy Cognitive Maps: Advances in Theory, Methodologies, Tools and Applications**. Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2010.

GOTOH, K. et al. **Application of Fuzzy cognitive maps to supporting for plant control**. Proceedings Of The Sice Joint Symposium Of 15th Syst. Symposium And 10th Knowledge Engineering Symposium, 1989. p. 99–104.

HAYKIN, S. **Redes Neurais, Princípios e Prática**, 2. ed. São Paulo: Bookman, 2000.

KOSKO, B. Fuzzy cognitive maps. International Journal Man-Machine Studies, v. 24, n. 1, p.65-75, 1986.

KOULOURIOTIS, D. E; DIAKOULAKIS I.E.; EMIRIS D.M.; ZOPOUNIDIS C.D. **Development of dynamic cognitive networks as complex systems approximators: validation in financial time series.** Applied Soft Computing, v.5, n. 2, p. 157-179. Jan. 2005.

LEIGH, J.R., **Control Theory.** The Institute of Electrical Engineers, 2nd ed., pp.83-108, 2004.

MAMDANI, E.H., **Application of Fuzzy Algorithms for Control of Simple Dynamic Plant.** Proceedings of the IEE (Control and Science), V. 121: 298-316, 1974.

MAMDANI, E.H., **Applications of Fuzzy Logic to Approximate Reasoning using Linguistic Synthesis,** IEEE Trans. Computers, V. 126: 1182-1191, 1977.

MAMDANI, E.H., OSTERGAARD, J.J., LEMBESSIS, E., **Use of Fuzzy Logic for implementing Rule-Based Control of Industrial Processes.** Advances in Fuzzy Sets, Possibility Theory, and Applications, p. 307-323, 1983.

MATHWORKS. **Temperature Control in a Heat Exanger.** Disponível em: <<http://www.mathworks.com/products/control/examples.html?file=/products/demos/shipping/control/heatexdemo.html>>. Acesso em 20 abr. 2013.

MENDONÇA, M. **Uma Contribuição ao Desenvolvimento de Sistemas Inteligentes Utilizando Redes Cognitivas Dinâmicas.** Tese (Doutorado) - Universidade Tecnológica Federal do Paraná, 2011.

MIAO, Y., LIU Z-Q, SIEW, C. K., and MIAO C. Y. **Dynamical cognitive network: an extension of Fuzzy cognitive map.** IEEE Transactions on Fuzzy Systems, v. 9, n. 5, p. 760-770, 2001.

PASSINO, M. K.; YOURKOVICH, S. **Fuzzy control.** Menlo Park: Addison-Wesley, 1997.

PAPAGEORGIU, E. I.; PARSOPOULOS, K. E.; STYLIOS, C. S.; GROUMPOS, P. P.; VRAHATIS, M. N. **Fuzzy cognitive maps learning using particle swarm optimization**. Journal of Intelligent Information Systems , v. 25, p. 95–121, 2005.

PAPAGEORGIU, E. **Learning Algorithms for Fuzzy Cognitive Maps**. IEEE Transactions on Systems and Cybernetics. Part C: Applications and Reviews, v. 42, p. 150-163. 2012.

SOUTO, R.F, GINANI, L. S. e BAUCHSPIESS, A. **Estudo Comparativo de Técnicas de Controle em um Processo de Nível**. Artigo Científico. Simpósio de Excelência em Gestão e Tecnologia (SEGET). 2007.

STYLIOS, C. D.; GROUMPOS, P. P.; GEORGOPOULOS V. C. **An Fuzzy Cognitive Maps Approach to Process Control Systems**. J. Advanced Computational Intelligence, n. 5, p. 1-9, 1999.

TABER, R. **Fuzzy Cognitive Maps Model Social Systems**. AI Expert,v. 9, p. 18-23, 1994.

WESCOTT, T. **Aplied control Theory for Embedded Systems**. Elsevir, pp. 247-292, 2006.

ZADEH, L.A., **Fuzzy Sets**. Information and Control, V. 8: 338-353, 1965

ZADEH, L.A., **Outline of a New Approach to the Analysis of Complex Systems and Decision Processes**. IEEE Transactions on Systems Man & Cybernetics, Vol.3: 28-44, (1973).