

**UNIVERSIDADE FEDERAL DE MATO GROSSO DO SUL**  
**FACULDADE DE ENGENHARIAS, ARQUITETURA E URBANISMO E**  
**GEOGRAFIA**

**CONTROLE ADAPTATIVO COM REDE NEURAL EM SISTEMAS NÃO**  
**LINEARES DE MALHA FECHADA**

**Márcio Afonso Soleira Grassi**

Campo Grande – MS

Novembro de 2014

**UNIVERSIDADE FEDERAL DE MATO GROSSO DO SUL**  
**FACULDADE DE ENGENHARIAS, ARQUITETURA E URBANISMO E**  
**GEOGRAFIA**

**CONTROLE ADAPTATIVO COM REDE NEURAL EM SISTEMAS NÃO**  
**LINEARES DE MALHA FECHADA**

**Márcio Afonso Soleira Grassi**

Orientador: Prof. Dr. Luigi Galotto Junior

Trabalho de Conclusão de Curso apresentada à  
Universidade Federal de Mato Grosso do Sul na  
Faculdade de Engenharias, Arquitetura e  
Urbanismo e Geografia, como Trabalho de  
Conclusão de Curso.

Campo Grande – MS

Novembro de 2014

**MÁRCIO AFONSO SOLEIRA GRASSI**

**CONTROLE ADAPTATIVO COM REDE NEURAL EM SISTEMAS NÃO  
LINEARES DE MALHA FECHADA**

Trabalho de Conclusão de Curso apresentada à Universidade Federal de Mato Grosso do Sul na Faculdade de Engenharias, Arquitetura e Urbanismo e Geografia, para obtenção da graduação em Engenharia Elétrica.

Banca Examinadora:

---

Prof. Dr. Luigi Galotto Junior– Orientador

---

Prof. Dra. Luciana Cambraia Leite

---

Prof.Dr. Cristiano Quevedo Andrea

Campo Grande, 18 de Dezembro de 2014

## **AGRADECIMENTOS**

Agradeço primeiramente a minha família por todo apoio e companheirismo que me deram em toda a minha vida, em especial meus pais Edson do Carmo Grassi e Sandra Maria Soleira Grassi, e meus irmãos Marcel José Soleira Grassi, com quem convivi a maior parte do tempo de minha graduação, e Murilo Augusto Soleira Grassi que convivo desde sempre.

Um agradecimento também especial ao meu orientador Professor Dr. Luigi Galotto Junior, pelo incentivo e paciência no decorrer desse trabalho e por ter cedido um espaço em seu bloco no laboratório BATLAB para que eu pudesse pesquisar os artigos necessários para a realização desse trabalho.

## RESUMO

Este trabalho buscou a implementação de um controlador adaptativo universal que não necessite de sintonia como os tradicionais controladores PID ou que, ao menos, tenha uma sintonia simplificada. Este algoritmo foi implementado utilizando o algoritmo de Brandt-Lin em combinação com uma estratégia de realimentação com derivada em duas malhas. As simulações do sistema de controle proposto foram realizadas por meio da ferramenta Simulink. Os resultados mostram que o controlador conseguiu se adaptar de maneira a gerar respostas semelhantes para plantas distintas (primeira ordem, segunda ordem, não linear e instável) com entrada ao degrau. Além disto, esta abordagem também foi comparada com a sintonização de controladores PID fixo pelo método Ziegler-Nichols e os resultados mostraram que o controle adaptativo obteve respostas melhores e com erro de regime permanente menor. A estratégia de controle adaptativo proposta ainda precisa de algumas sintonias, como o filtro da derivada e os valores iniciais dos pesos do controlador. Contudo, os resultados são promissores para os tipos de plantas testadas e sua sintonia poderá ser mais simples do que com os controladores tradicionais.

**Palavras-Chave:** Controle Adaptativo, Rede Neural, algoritmo Brandt-Lin.

## ABSTRACT

This study aimed to implement a universal adaptive controller that does not require tuning as traditional PID controllers or, at least, has a simplified tune. This algorithm is implemented using the Brandt-Lin algorithm in combination with a feedback strategy derived from two meshes. The simulations of the proposed control system were made by the Simulink tool. The results show that the controller could be adapted in order to generate similar responses to different plants (first order, second order, nonlinear and unstable) with entrance to step. Moreover, this approach was also compared with fixed tuning PID controllers by Ziegler-Nichols method and the results showed that the adaptive control achieved better with less steady state error responses. The adaptive control strategy proposal still needs some tunings, as the filter of the derivative and the initial values of the controller weights. However, the results are promising for the types of plants tested and its tuning can be simpler than with traditional controllers.

**Keywords:** Neural Network, Adaptive Control, Brandt-Lin algorithm.

## SUMÁRIO

|                                                            |    |
|------------------------------------------------------------|----|
| LISTA DE FIGURAS .....                                     | i  |
| 1 INTRODUÇÃO.....                                          | 1  |
| 1.1 MÉTODOS DE ZIEGLER-NICHOLS.....                        | 4  |
| 1.1.1 PRIMEIRO MÉTODO DE ZIEGLER-NICHOLS .....             | 5  |
| 1.1.2 SEGUNDO MÉTODO DE ZIEGLER-NICHOLS.....               | 7  |
| 1.2 CONTROLE ADAPTATIVO.....                               | 8  |
| 1.2.1 ESCALONAMENTO DE GANHO .....                         | 8  |
| 1.2.2 Auto-ajustáveis .....                                | 9  |
| 1.2.3 MODELO DE REFERÊNCIA .....                           | 10 |
| 2 SISTEMA DE CONTROLE PROPOSTO E ALGORITMO UTILIZADO ..... | 12 |
| 2.1 APLICAÇÃO DO ALGORITMO EM CONTROLE ADAPTATIVO .....    | 17 |
| 3 RESULTADOS E DISCUSSÕES.....                             | 20 |
| 4 CONCLUSÕES.....                                          | 33 |
| 5 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS .....                         | 34 |

## LISTA DE FIGURAS

|                                                                                           |    |
|-------------------------------------------------------------------------------------------|----|
| Figura 1 –Resposta a entrada degrau de um sistema de controle convencional .....          | 2  |
| Figura 2 – Controle com a realimentação de derivada .....                                 | 2  |
| Figura 3 – Esquema de controle com realimentação de derivada da saída .....               | 3  |
| Figura 4 – Curva de resposta em S e obtenção de L e T .....                               | 6  |
| Figura 5 – Oscilação contínua para obter o período crítico .....                          | 7  |
| Figura 6 – Controle adaptativo por escalonamento de ganho .....                           | 9  |
| Figura 7 – Controle adaptativo por <i>self-tuning</i> .....                               | 10 |
| Figura 8 – Controle adaptativo por modelo de referência .....                             | 11 |
| Figura 9 – Entrada do sistema de controle .....                                           | 12 |
| Figura 10 – Sistema de controle proposto .....                                            | 13 |
| Figura 11 – Dispositivos e suas conexões .....                                            | 14 |
| Figura 12– Rede Neural utilizada para o algoritmo de Brandt-Lin .....                     | 17 |
| Figura 13– Diagrama de blocos do controle adaptativo .....                                | 17 |
| Figura 14 – Controlador Adaptativo com o algoritmo Brandt-Lin .....                       | 19 |
| Figura 15 – Saída da planta 1 em verde em relação a entrada em azul .....                 | 21 |
| Figura 16 – Saída do controlador adaptativo para planta 1 .....                           | 21 |
| Figura 17– Derivada de saída da planta 1 .....                                            | 22 |
| Figura 18 – Evolução dos pesos da rede neural para planta 1 .....                         | 22 |
| Figura 19 – Saída da planta 2 em verde em relação a entrada .....                         | 23 |
| Figura 20 – Saída do controlador adaptativo para planta 2 .....                           | 24 |
| Figura 21 – Derivada de saída da planta 2 .....                                           | 24 |
| Figura 22 – Evolução dos pesos da rede neural para planta 2 .....                         | 25 |
| Figura 23 – Saída da planta 3 em verde em relação a entrada .....                         | 26 |
| Figura 24 – Saída do controlador adaptativo para planta 3 .....                           | 26 |
| Figura 25– Derivada de saída da planta 3 .....                                            | 27 |
| Figura 26 – Evolução dos pesos da rede neural para planta 3 .....                         | 27 |
| Figura 27 – Saída das plantas do controle adaptativo para entrada degrau. ....            | 28 |
| Figura 28 – Saída das plantas sem valores iniciais .....                                  | 29 |
| Figura 29 – Saída das plantas para o controlador PID fixo. ....                           | 29 |
| Figura 30 – Planta 3 não linear. ....                                                     | 30 |
| Figura 31 – Comparação do controle adaptativo e convencional para planta não linear ..... | 31 |
| Figura 32 – Simulação de planta instável .....                                            | 32 |



# 1 INTRODUÇÃO

Muitos artigos e trabalhos científicos têm sido publicados na área de engenharia para comparar o controle adaptativo que utiliza redes neurais com as outras formas de controle como o PID e o Fuzzy. Porém, esses trabalhos normalmente abordam o tema em uma aplicação específica como em processo para a fabricação de papel[1], controle de altitude para veículos lançadores[2], controle de nível[3 e 4], entre muitos outros.

As redes neurais foram muito estudadas na década de 1980, não somente para aplicações em controle, mas também em especial nas aplicações de reconhecimento e associação de padrões, aproximação de funções, filtragem, entre outros descritos com mais detalhes em [5].

Portanto, o objetivo desse trabalho é projetar um sistema de controle que se adapte as mudanças de uma planta, em malha fechada, de tal modo que o erro na saída da planta seja o mais próximo possível de zero. Além disso, também será adicionado uma realimentação da derivada de saída da planta no sistema de controle em que a própria derivada mostra-se ser igual ao erro.

Para explicar melhor o porque da realimentação de derivada, a Figura 1 mostra a resposta de um sistema de controle convencional a uma entrada degrau unitário de uma planta cuja saída no tempo é representada pela equação 1 abaixo:

$$y(t) = 1 - e^{-t/\tau} \quad (1)$$

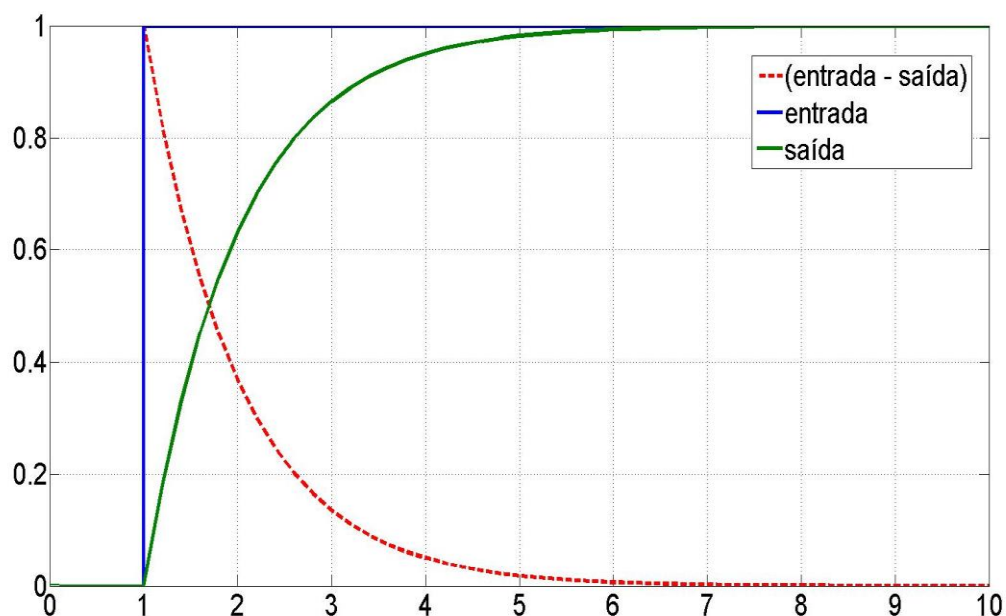
Se fizermos a subtração da entrada degrau, representada em azul na Figura 1, com a saída representada em verde na mesma Figura 1, obteremos a curva tracejada em vermelho, que é descrita como o erro em malha fechada do sistema.

A derivada desta equação de saída é dada pela equação 2 abaixo:

$$y'(t) = \frac{1}{\tau} \cdot e^{-t/\tau} \quad (2)$$

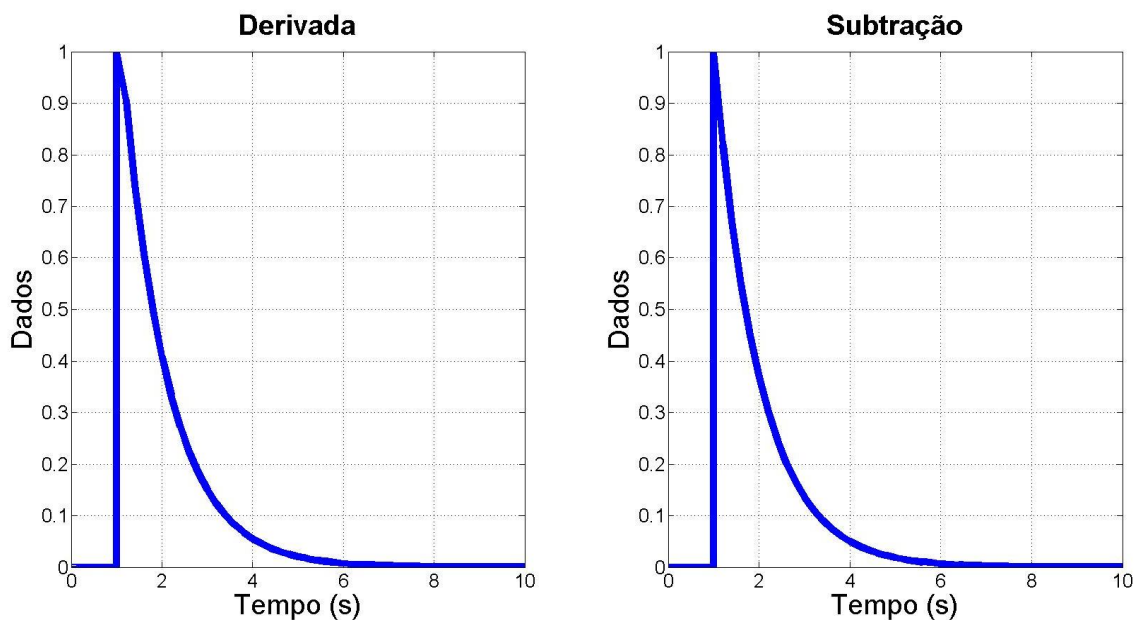
Se plotarmos o gráfico dessa função de derivada vemos que o comportamento dessa função é igual ao do erro em malha fechada do sistema visto pelo gráfico em vermelho da Figura 1. A Figura 2 mostra os dois gráficos para comparação, o primeiro da derivada e o segundo da subtração da entrada pela saída. A conclusão que pode ser retirada desse gráfico é que a derivada é o próprio erro da saída planta.

**Figura 1 –Resposta a entrada degrau de um sistema de controle convencional**



Fonte: Do Autor (Grassi, Márcio Afonso Soleira, 2014).

**Figura 2 – Controle com a realimentação de derivada**

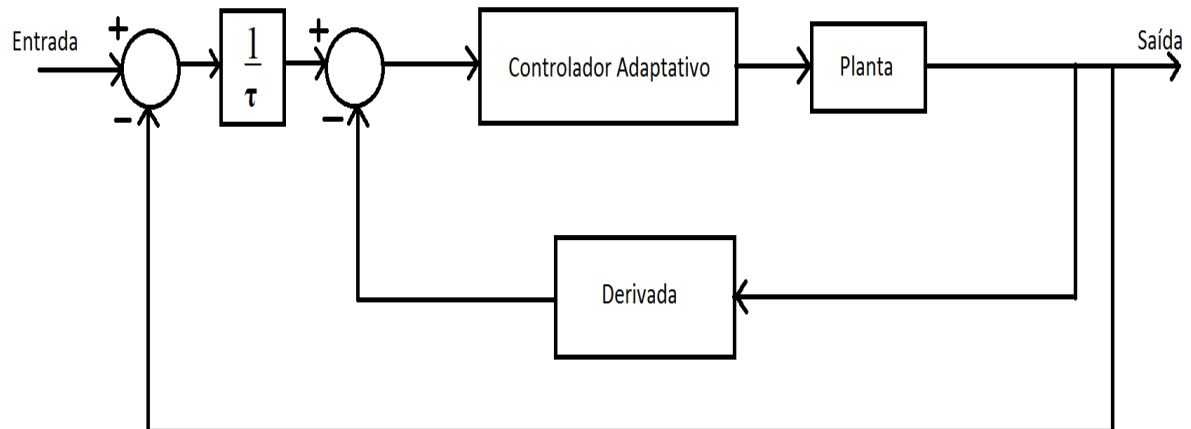


Fonte: Do Autor (Grassi, Márcio Afonso Soleira, 2014).

Por esse motivo deseja-se nesse trabalho implementar um sistema de controle adaptativo com uma realimentação de derivada, além da realimentação em malha fechada do controle convencional. O maior objetivo procurado com essa

abordagem é que o erro calculado pela derivada seja o mais próximo possível de zero. A Figura 3 mostra como ficaria o esquemático em diagrama de blocos de um sistema de controle com a realimentação da derivada.

**Figura 3 – Esquema de controle com realimentação de derivada da saída.**



Fonte: Do Autor (Grassi, Márcio Afonso Soleira, 2014).

Destarte, a intenção é que a rede neural desempenhe o papel do controlador. Por isso é necessário definir qual o tipo de rede e o algoritmo de aprendizagem. A tabela 1 abaixo mostra qual o algoritmo a ser utilizado para os tipos de redes e os esquemas de aprendizagem.

Nesse trabalho será utilizada uma rede alimentada adiante e aprendizagem supervisionada. Por isso, inicialmente pretendia-se trabalhar com o algoritmo back-propagation, contudo, segundo[6] mesmo um algoritmo tão eficiente como esse não pode ser utilizado como controlador direto a menos que a rede seja composta em sua totalidade de neurônios puros, e isso se deve ao fato de o back-propagation necessitar de uma rede dedicada para propagar o erro. Além disso, ressalta-se que a planta a ser controlada não é uma rede neural o que torna o sistema híbrido e dificulta a implementação do projeto.

**Tabela 1 - Algoritmos para cada tipo de rede e aprendizagem**

| Aprendizagem\Tipo de Rede | Alimentada Adiante                                                 | Rede Recorrente                                                                                 |
|---------------------------|--------------------------------------------------------------------|-------------------------------------------------------------------------------------------------|
| Supervisionada            | Back-propagation, perceptrons e redes neurais com atraso de tempo. | Máquina de Boltzmann, correlação em cascata recorrente e aprendizagem por vetor de quantização. |
| Não supervisionada        | Matrix and counterpropagation                                      | Hopfield e Kohonen                                                                              |

Fonte: [9].

Para contornar essas dificuldades, dois pesquisadores desenvolveram um algoritmo de adaptação mais natural que é descrito na seção seguinte.

Com base nessas restrições, o intuito desse trabalho é desenvolver um sistema de controle direto com o algoritmo de Brandt-Lin utilizando a realimentação de derivada. Espera-se que no futuro esse controlador seja universal, ou seja, o usuário somente terá acesso a modificar os valores dos ganhos e fazer com que o controlador se adapte a diferentes plantas.

Esse trabalho está dividido da seguinte forma: primeiro é feito uma revisão bibliográfica do método de Ziegler-Nichols, no qual será comparado com a resposta do controle adaptativo e além disso, também será feito uma revisão bibliográfica dos métodos de controle adaptativo. No capítulo dois, é descrito o modelo do sistema de controle utilizado, como foi implementado a rede neural e também o algoritmo utilizado é abordado com mais detalhes. No capítulo três temos os resultados das simulações e suas análises e, por fim, no capítulo quatro temos as conclusões e os trabalhos futuros.

## **1.1 MÉTODOS DE ZIEGLER-NICHOLS**

Basicamente a idéia de se comparar o controle adaptativo desse trabalho com o método de Ziegler-Nichols é porque de acordo com [6] os controladores industriais em sua maioria utilizam o controlador PID ou o PID modificado. Existem inúmeras regras de sintonia, afinal a maior parte desses controladores são ajustadas em campo. A razão pelo fato das indústrias usarem com maior frequência o PID é

porque ele é mais útil em casos nos quais o modelo matemático da planta não é conhecida e, portanto, não é possível se utilizar dos métodos analíticos.

Em primeiro lugar, definimos sintonia de controladores como a determinação de valores para os parâmetros de ganho proporcional  $K_p$ , tempo integral  $T_i$  e tempo derivativo  $T_d$ , conforme mostra o modelo do controlador pela equação 3.

$$Kp. (1 + \frac{1}{Ti * s} + Td * s) \quad (3)$$

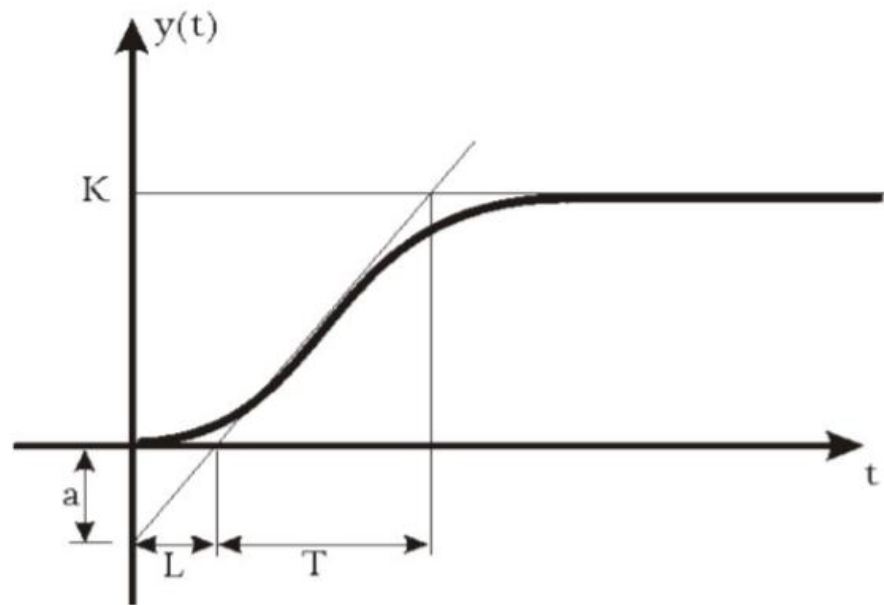
É importante informar que esse método fornece uma estimativa de valores que garantem uma saída estável e fica a cargo do engenheiro realizar um ajuste fino para que o controlador atinja a resposta desejada.

Ziegler e Nichols propuseram dois métodos baseados na resposta experimental ao degrau(primeiro método) ou no valor de  $K_p$  que proporciona uma estabilidade marginal(segundo método).

### 1.1.1 PRIMEIRO MÉTODO DE ZIEGLER-NICHOLS

O primeiro método é baseado na resposta da planta ao degrau em malha aberta. Normalmente esta curva apresenta o formato de um S para as plantas térmicas de primeira ordem. Isto não ocorre, por exemplo, se a planta possuir um integrador ou polos complexos conjugados dominantes. Esta curva em formato de S possui duas constantes características que são o atraso de transporte  $L$  e a constante de tempo  $T$ . A Figura 4 mostra a resposta da planta ao degrau e como obter os valores de  $L$  e  $T$  a partir da reta tangencial no ponto de inflexão da curva S e uma reta paralela ao eixo das coordenadas no regime permanente. No ponto de cruzamento da reta de inflexão com a reta do valor de saída de regime permanente, juntamente com a interseção da reta de inflexão com o eixo das abscissas são obtidos os valores de  $L$  e  $T$ .

**Figura 4 – Curva de resposta em S e obtenção de L e T**



Fonte: [4].

De posse dos valores de L e T, Ziegler-Nichols sugerem escolher os valores de  $K_p$ ,  $T_i$  e  $T_d$  de acordo com as fórmulas da tabela 2.

**Tabela 2 – Fórmulas para o primeiro método de Ziegler-Nichols**

| Controlador | $K_p$             | $T_i$           | $T_d$  |
|-------------|-------------------|-----------------|--------|
| P           | $\frac{T}{L}$     | $\infty$        | 0      |
| PI          | $0,9 \frac{T}{L}$ | $\frac{L}{0,3}$ | 0      |
| PID         | $1,2 \frac{T}{L}$ | $2L$            | $0,5L$ |

Fonte: [6].

Um exemplo de sintonia é retirado de [7], no qual a mesma planta será utilizada na simulação do sistema de controle desse trabalho a fim de comparar com esse método de sintonia. Dada uma planta com a função de transferência da equação abaixo:

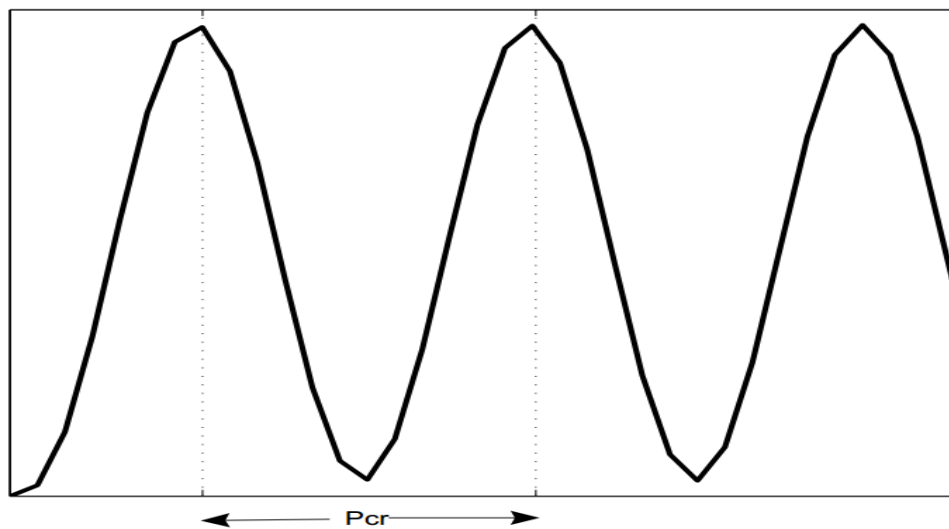
$$G(s) = \frac{10}{(s + 5) \cdot (s + 10)} \quad (4)$$

Se plotarmos o gráfico desta função dada uma resposta degrau, descobriremos  $L = 0,04$  e  $T = 0,4$ . Considerando que o controlador seja PID temos como ajuste os valores de  $K_p = 12$ ;  $T_i = 0,08$  e  $T_d = 0,02$ .

### 1.1.2 SEGUNDO MÉTODO DE ZIEGLER-NICHOLS

O segundo método é baseado em variar a ação proporcional de zero até um valor considerado crítico de tal modo a produzir uma oscilação contínua do sinal em malha fechada. Neste caso o valor de  $T_i$  é infinito e  $T_d$  é zero. A Figura 5 mostra a oscilação contínua gerada por um ganho crítico  $K_{cr}$ . Pelo gráfico é possível então obter o valor do período crítico  $P_{cr}$ . O segundo método, semelhante ao primeiro, consiste em estimar os parâmetros por meio das fórmulas da tabela 3.

Figura 5 – Oscilação contínua para obter o período crítico



Fonte: [7].

Tabela 3 – Fórmulas do segundo método de Ziegler-Nichols

| Controlador | $K_p$        | $T_i$                 | $T_D$               |
|-------------|--------------|-----------------------|---------------------|
| P           | $0,5K_{cr}$  | $\infty$              | 0                   |
| PI          | $0,45K_{cr}$ | $\frac{1}{1,2}P_{cr}$ | 0                   |
| PID         | $0,6K_{cr}$  | $0,5P_{cr}$           | $\frac{1}{8}P_{cr}$ |

Fonte: [6].

## 1.2 CONTROLE ADAPTATIVO

Existem várias formas de se fazer um controle adaptativo e esta seção tem o intuito de fazer uma revisão bibliográfica do controle adaptativo e suas topologias.

O controle adaptativo foi bastante estudado na década de 1950 para projeto de pilotos automáticos de aeronaves de alto desempenho como o X-15 da U. S. Air Force e NASA. O interesse surgiu devido as técnicas de controle convencional com ganhos fixos não apresentar resultados satisfatórios.

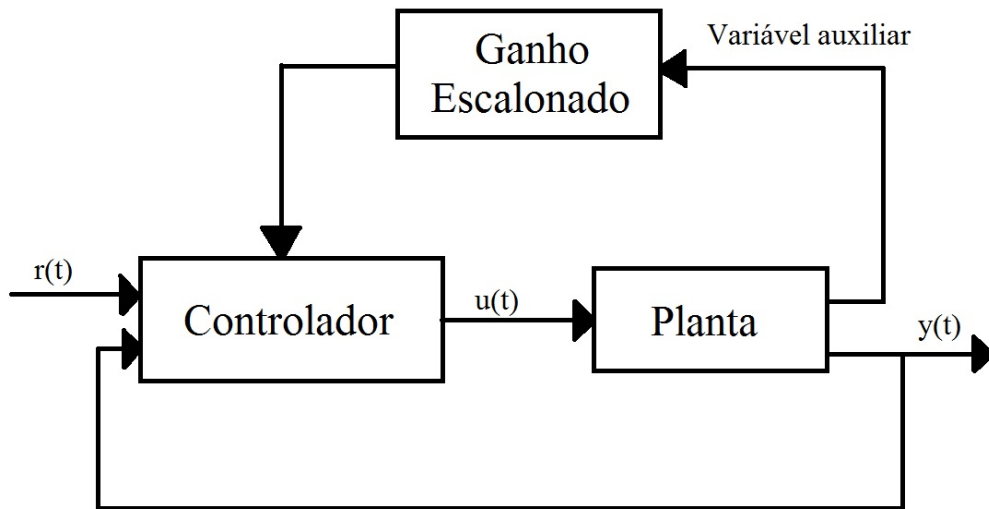
Serão abordadas as três formas mais comuns, encontradas nas literaturas, de se fazer o controle adaptativo, que são: por escalonamento de ganho, por *self-tuning* e por modelo de referência (também conhecido por MRAS - Model Reference Adaptive Systems).

### 1.2.1 ESCALONAMENTO DE GANHO

Segundo [8], a abordagem por escalonamento de ganho, que também é conhecida como Gain Scheduling, foi introduzida no contexto dos controladores de voo e é uma das técnicas mais recentes e intuitivas. A principal ideia desta técnica é encontrar variáveis auxiliares, além das que a planta usa para a realimentação em malha fechada, e que tenham correlação com as mudanças no processo dinâmico. As vantagens do tipo escalonamento de ganho é que os parâmetros podem ser modificados rapidamente em resposta as mudanças na planta. Sua desvantagem é que seu esquemático se trata de uma adaptação *open-loop* sem uma real "aprendizagem" ou inteligência. A Figura 6 mostra o esquemático de um sistema de controle adaptativo por escalonamento de ganho.



Figura 6 – Controle adaptativo por escalonamento de ganho



Fonte:[4].

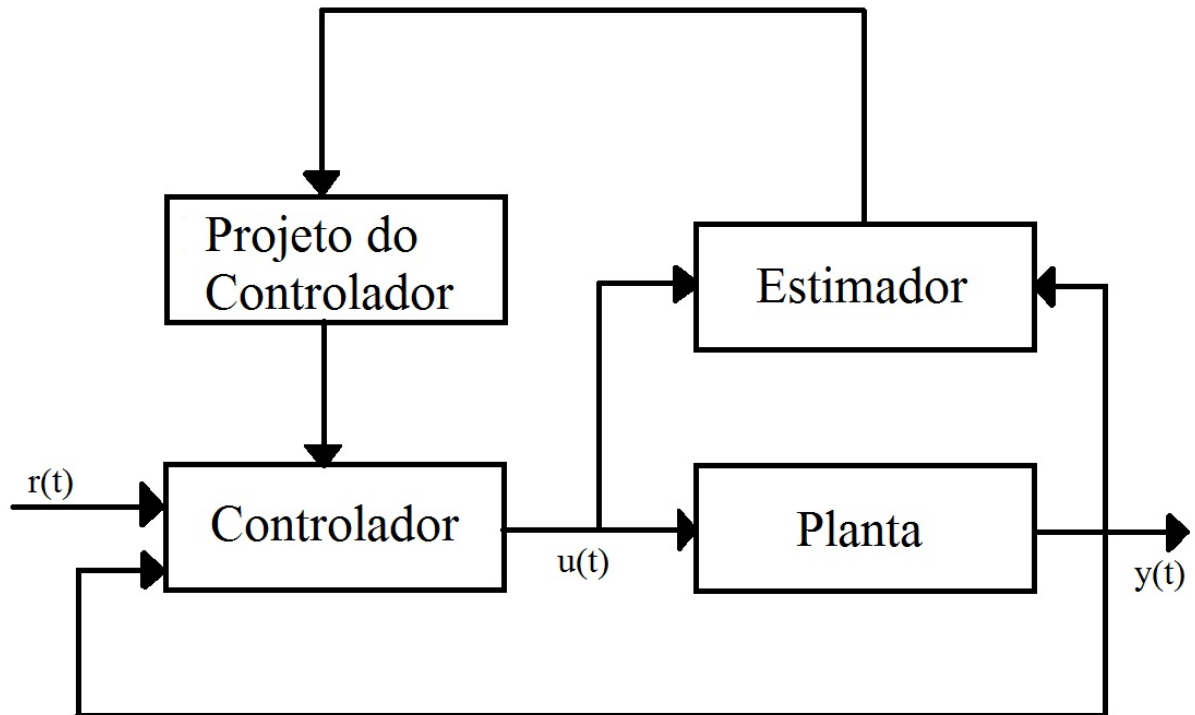
### 1.2.2 Auto-ajustáveis

De acordo com [8], a abordagem original de controle adaptativo por reguladores auto-ajustáveis (*Self-tuning regulator* - STR) foi desenvolvida por Kalman em 1958 e depois aperfeiçoada por Astrom & Wittenmark em 1973. Este método se baseia na relação entre os parâmetros da planta e os parâmetros do controlador em uma estrutura de controlador. O controlador é conhecido por *self-tuning* uma vez que tem a capacidade de sintonizar seus próprios parâmetros. A Figura 7 mostra o esquemático do controle *self-tuning*. O bloco representado pelo Estimador tem a função de obter os parâmetros da planta por meio de um algoritmo recursivo. Em seguida os parâmetros do controlador são definidos em vista destas estimativas dos parâmetros da planta.

O regulador de auto-ajuste é muito flexível em relação à escolha da metodologia de projeto do controlador (quadrático linear, variância mínima, projeto margem de fase e de ganho), e para a escolha do esquema de identificação (como mínimos quadrados, máxima verossimilhança e Filtro de Kalman estendido). Entretanto, a análise de sistemas adaptativos de auto-ajuste é mais complexa do que a análise por modelo referência, devido, principalmente, a transformação dos

parâmetros de identificação para os parâmetros do controlador que, geralmente, são transformações não-lineares.

Figura 7 – Controle adaptativo por *self-tuning*

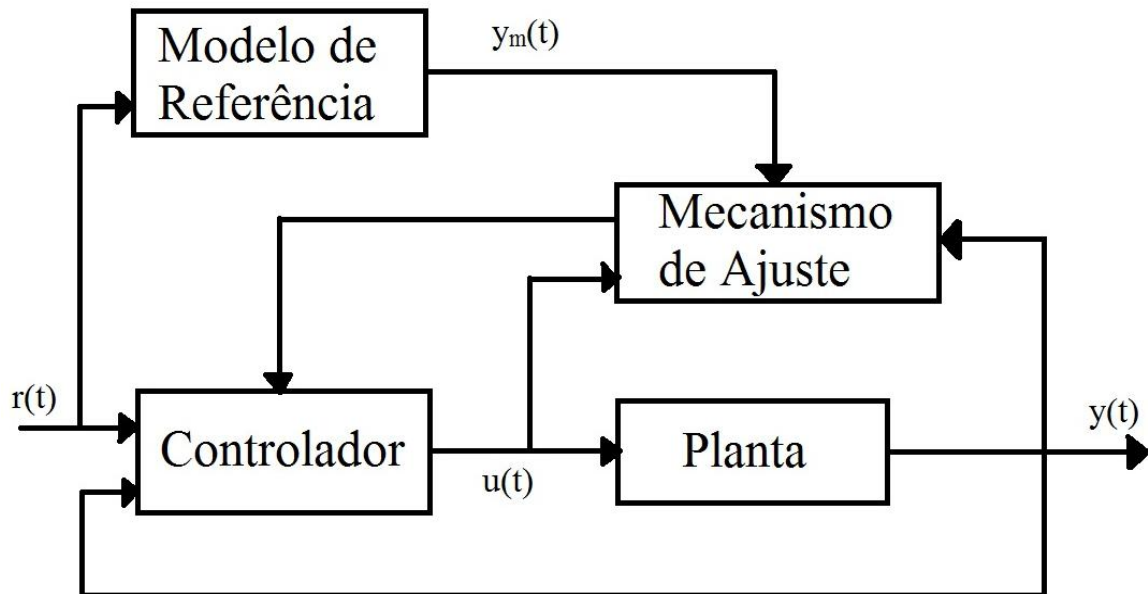


Fonte: [4].

### 1.2.3 MODELO DE REFERÊNCIA

O controle adaptativo por modelo de referência segundo [12] é baseado em duas ideias principais: o seguimento de um modelo onde são definidos as especificações de desempenho e um esquema de gradiente para ajustar os parâmetros do controlador. A Figura 8 mostra o modelo de um controle adaptativo por modelo de referência. O essencial deste tipo de controle é determinar o mecanismo de ajuste tal que o sistema fique estável e leve o erro para zero. No entanto, a desvantagem é que dependendo da regra utilizada como mecanismo de ajuste o sistema pode se tornar instável.

Figura 8 – Controle adaptativo por modelo de referência



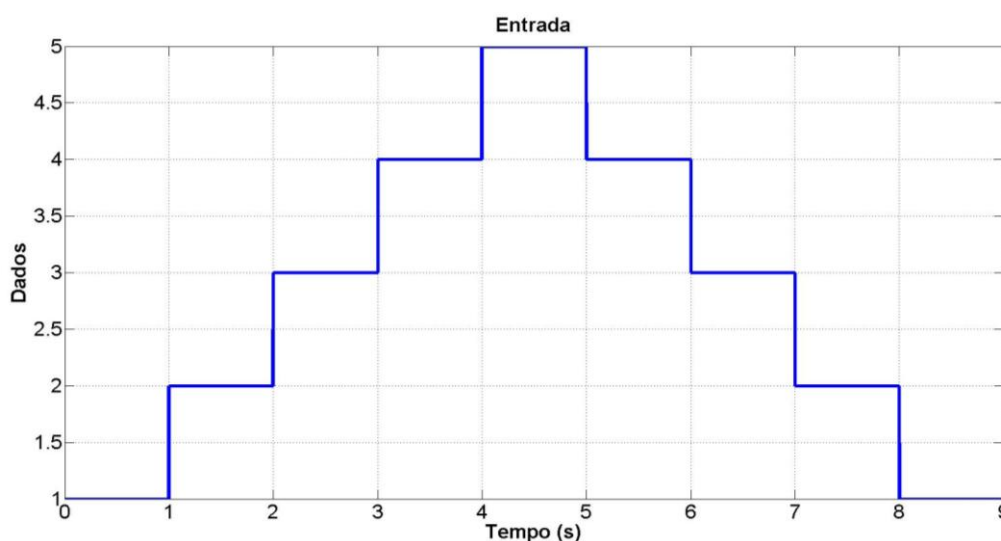
Fonte: [4].

Existem outras formas de se fazer o controle adaptativo, mas nesta seção a revisão bibliográfica focou nas três formas mais encontradas na literatura. O sistema de controle proposto nesse trabalho é descrito na próxima seção, entretanto ressalta-se que nenhum desses modelos foram utilizados visto que a intenção inicial era de que a rede neural fizesse o papel do próprio controlador, ou seja, um controle com rede neural direto.

## 2 SISTEMA DE CONTROLE PROPOSTO E ALGORITMO UTILIZADO

Em primeiro lugar, a entrada do sistema de controle será de alguns degraus positivos e alguns degraus negativos como mostra a Figura 9.

Figura 9 – Entrada do sistema de controle



Fonte: Do Autor (Grassi, Márcio Afonso Soleira, 2014).

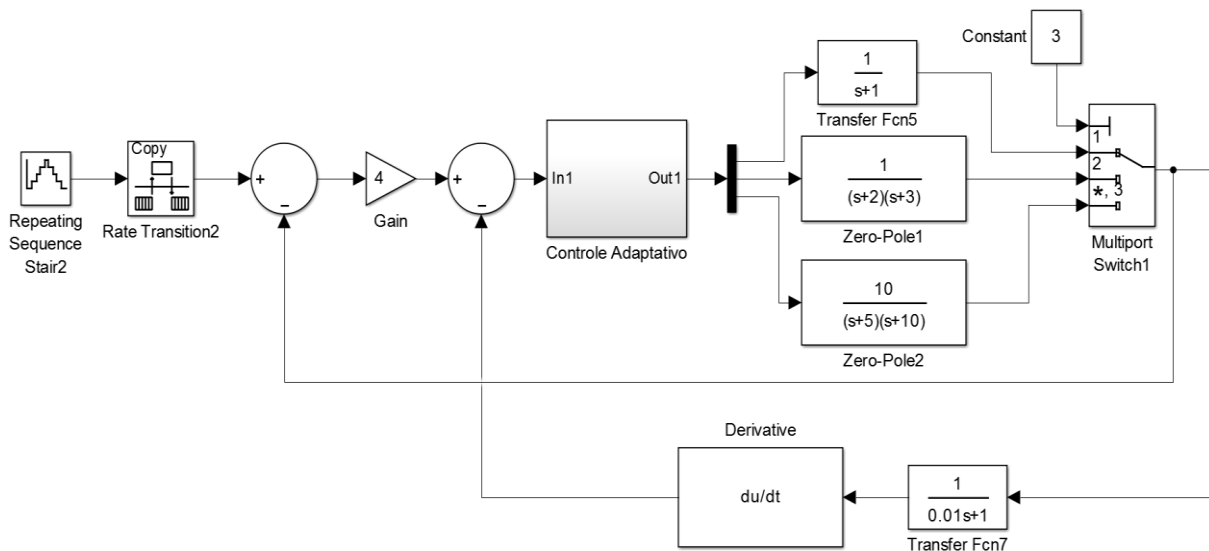
Adotou-se para a constante de tempo( $\tau$ ) o valor de 0,25 segundos, e portanto, o ganho de valor  $\frac{1}{\tau}$ , descrito na Figura 10, passa a ter valor 4. Foi utilizado um bloco de Rate Transition logo após a entrada para que os degraus ocorressem a cada 1 segundo e não fossem aplicados a cada passo de simulação que geralmente é um tempo bem menor. Vale destacar também a presença de um bloco de função de transferência antes da derivada e de valor  $\frac{1}{0,01*s+1}$ , esse bloco representa um filtro passa-baixa para a derivada, pois a própria derivada se comporta como um amplificador de ruídos e isso atrapalha as análises dos sinais de saída.

Definido o sistema de controle, o único detalhe que falta para implementação deste trabalho é determinar o algoritmo a ser utilizado para realizar a atualização dos pesos. Devido as restrições do back-propagation, optou-se por utilizar o algoritmo de Brandt-Lin principalmente devido a facilidade de implementação da

rede neural com papel de controlador, uma vez que o mesmo somente depende de informações locais para ser executado.

O algoritmo de Brandt-Lin é tratado com mais detalhes a seguir. Todas as imagens, ideias, definições e medidas adotadas para desenvolvimento matemático e conclusões foram tiradas dos artigos feitos pelos próprios pesquisadores que desenvolveram este método. Ressalta-se outra vez que o objetivo deste trabalho não é criar um algoritmo novo e nem comparar os algoritmos de treinamento, apenas será utilizado o mesmo método de aplicação do algoritmo em redes neurais para que a mesma possa ser o controlador direto da Figura 10.

**Figura 10 – Sistema de controle proposto**

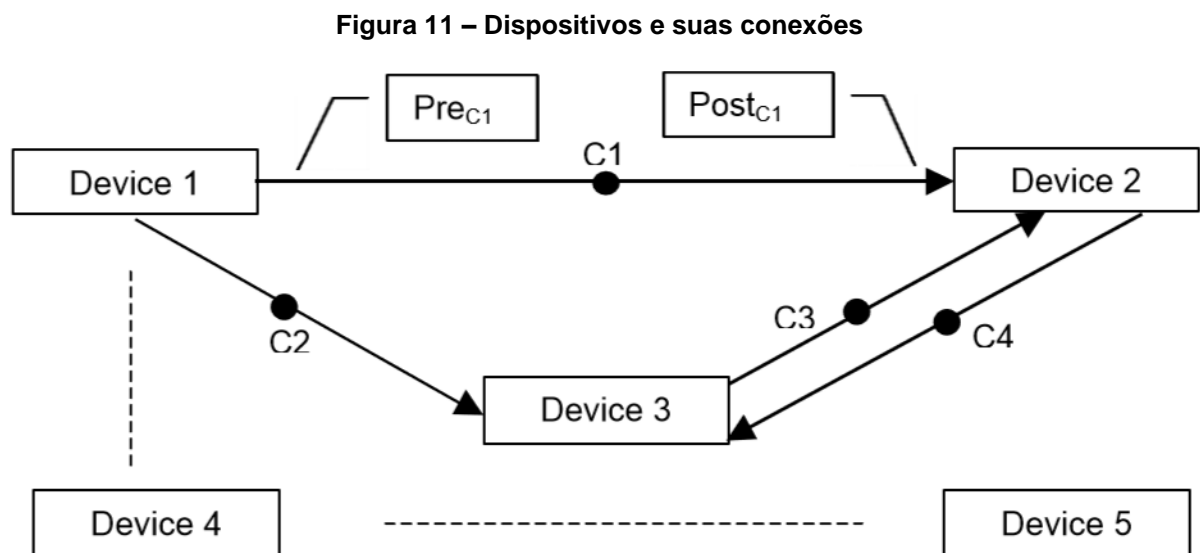


Fonte: Do Autor (Grassi, Márcio Afonso Soleira, 2014).

Conforme [9 e 10], o processo de adaptação é um dos mecanismos mais importantes em sistemas naturais ou organismos vivos e há vários exemplos de como esse processo ocorre de maneira natural e constante. Com este objetivo de buscar um método de adaptação mais natural é que incentivou-se a pesquisa de uma nova abordagem que compreendesse a lacuna dos mecanismos de adaptação em sistemas feitos pelo homem. O algoritmo de Brandt e Lin é uma derivação do algoritmo de adaptação iterativa que tenta mostrar que esse processo pode ser realizado por outros dispositivos e não somente neurônios, além de não precisar de nenhum tipo de modelagem ou identificação. Essa é a principal característica desta abordagem, já que o sistema é decomposto em subsistemas chamados de

dispositivos e suas interações são conhecidas por conexões. Além disso, outra vantagem é que a eficiência deste algoritmo também já foi comprovada em sistemas estáticos e dinâmicos, lineares e não lineares.

Basicamente, o processo de adaptação ocorre nas interações e matematicamente é possível demonstrar que este algoritmo é equivalente ao algoritmo gradiente descendente. Entretanto, a vantagem é que as informações para o processo de adaptação estão disponíveis localmente, ou seja, provém dos dispositivos fonte e destino nos quais as interações estão conectadas. Isto somente ocorre devido ao fato de o gradiente ser calculado implicitamente e não de modo direto que exige informações globais. A Figura 11 mostra os dispositivos e suas conexões, bem como os sinais pré-sinápticos e os pós-sinápticos.



Fonte: [9].

Um método de auto-ajuste para controladores PID foi desenvolvido utilizando esse tipo de abordagem[11]. Este método se mostrou bem diferente das formas tradicionais e apresentou as seguintes vantagens:

- Mais simples e fácil de implementar;
- Não é necessário conhecer a planta;
- Funciona com sistemas lineares e não lineares;
- É automático e não requer intervenção humana;
- Trabalha tanto *on-line* quanto *off-line*;
- Estabilidade garantida após a convergência;
- O sistema inicial pode ser estável ou instável.

A teoria de adaptação interativa considera  $N$  subsistemas chamados de dispositivos. Cada dispositivo possui uma entrada  $x_n$  e uma saída  $y_n$  integráveis e a dinâmica de cada dispositivo é descrito como uma função causal mostrado pela equação 5:

$$F_n : x_n \rightarrow y_n, \quad n \in N, \quad (5)$$

onde  $X_n$  e  $Y_n$  são os espaços de entrada e saída, respectivamente. Todavia, a relação da entrada e saída do  $n$ -ésimo dispositivo é dado pela equação 6:

$$y_n(t) = (F_n \circ x_n)(t) = F_n[x_n(t)], \quad n \in N, \quad (6)$$

uma pequena observação a ser feita é que o símbolo  $\circ$  denota uma função de composição. As notações utilizadas para o desenvolvimento desse algoritmo estão explicadas adiante.

$pre_c$  é o dispositivo no qual a saída é transmitida pela conexão  $c$ ;

$post_c$  é o dispositivo no qual a entrada depende do sinal transmitido por  $c$ ;

$I_n = \{ c : pre_c = n \}$  é o conjunto das interações de entrada para o  $n$ -ésimo dispositivo;

$O_n = \{ c : post_c = n \}$  é o conjunto das interações de saída para o  $n$ -ésimo dispositivo.

Por exemplo, para a figura 11 temos que o conjunto de conexões para o dispositivo 2 é  $I_2=\{c_1, c_3\}$  e o conjunto de conexões de saída é  $O_2=\{c_4\}$ . Além disso,  $c_1$  conecta o dispositivo 1 no dispositivo 2, então  $pre_{c_1}=1$  e  $post_{c_1}=2$ .

Algumas considerações foram assumidas, como os dispositivos serem sistemas de única entrada e única saída, SISO (*single-input single-output*) e que as interações são lineares, ou seja, a entrada de um dispositivo é uma combinação linear das saídas de outros dispositivos por meio das conexões  $I_n$  e possivelmente de uma entrada de sinal externo  $u_n(t)$  como mostra a equação 7:

$$x_n(t) = u_n(t) + \sum_{c \in I_n} \alpha_c y_{pre_c}(t), \quad n \in N, \quad (7)$$

Logo, a dinâmica do sistema é dada pela equação 8:

$$y_n(t) = F_n[u_n(t) + \sum_{c \in I_n} \alpha_c y_{pre_c}(t)], \quad n \in N. \quad (8)$$

A fim de simplificar as notações a referência do tempo  $t$  será retirada das equações. O objetivo dessa abordagem é desenvolver um algoritmo para adaptar as conexões de peso  $\alpha_c$  de tal forma que os índices de desempenho  $E(y_1, \dots, y_n)$  sejam

minimizados. Para garantir a correção do algoritmo a equação 9 deve ter uma única solução.

$$\dot{\alpha}_c = \left( \sum_{s \in O_{post_c}} \frac{\frac{dE}{dy_{post_s}} \circ F'_{post_s}[x_{post_s}]}{\frac{dE}{dy_{post_s}} \circ F'_{post_s}[x_{post_s}] \circ y_{post_c}} \alpha_s \dot{\alpha}_s - \gamma \frac{\partial E}{\partial y_{post_c}} \right) \circ F'_{post_c}[x_{post_c}] \circ y_{pre_c}, \quad c \in C, \quad (9)$$

Isso requer que o correspondente determinante Jacobiano seja diferente de zero na região de interesse e deste modo os índices de interesse irão decrescer monotonicamente e com isto a equação 10 será sempre satisfeita:

$$\dot{\alpha}_c = -\gamma \frac{dE}{d\alpha_c}, \quad c \in C \quad (10)$$

A figura 12 mostra uma rede neural que será decomposta em vários dispositivos. As notações usadas para a rede neural são explicadas a seguir.

$n$  é o índice de um neurônio particular;

$s$  é o índice de uma sinapse particular;

$D_n$  é o conjunto de sinapses dendríticas(entradas) de um neurônio  $n$ ;

$A_n$  é o conjunto de sinapses axônicas(saídas) de um neurônio  $n$ ;

$pre_s$  é o neurônio pré-sináptico correspondente a sinapse  $s$ ;

$post_s$  é o neurônio pós-sináptico correspondente a sinapse  $s$ ;

$w_s$  é a força(peso) da sinapse  $s$ ;

$p_n$  é o potencial de membrana do neurônio  $n$ ;

$r_n$  é taxa de disparo do neurônio  $n$ ;

$\gamma$  são os coeficientes de realimentação direta para todos os neurônios;

$f_n$  é o sinal de realimentação direta; e

$\sigma$  é a função sigmoideal:  $\sigma(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}$

Matematicamente, a rede neural e o algoritmo de adaptação seguem as equações 11 e 12:

$$p_n = \sum_{s \in D_n} w_s r_{pre_s} \quad (11)$$

$$r_n = \sigma(p_n) \quad (12)$$

Sendo que:

$$\varphi_n = \frac{1}{2} \frac{d}{dt} \sum_{s \in A_n} w_s^2 = \sum_{s \in A_n} w_s \dot{w}_s \quad (13)$$

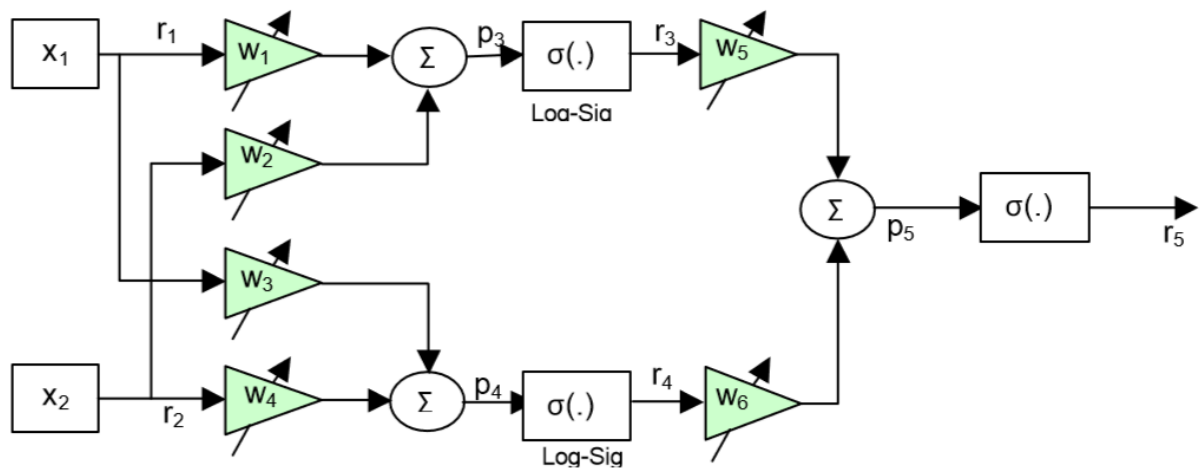
Aplicando a lei de adaptação temos:

$$\dot{w}_s = r_{pre_s} (\varphi_{post_s} \sigma(-p_{post_s}) + \gamma f_{post_s}) \quad (14)$$



As equações 13 e 14 descrevem o algoritmo de Brandt-Lin para adaptação em redes neurais. Como visto em [9 e 10] é equivalente ao back-propagation, mas não requer nenhuma rede recorrente para retropropagar o erro.

**Figura 12– Rede Neural utilizada para o algoritmo de Brandt-Lin**

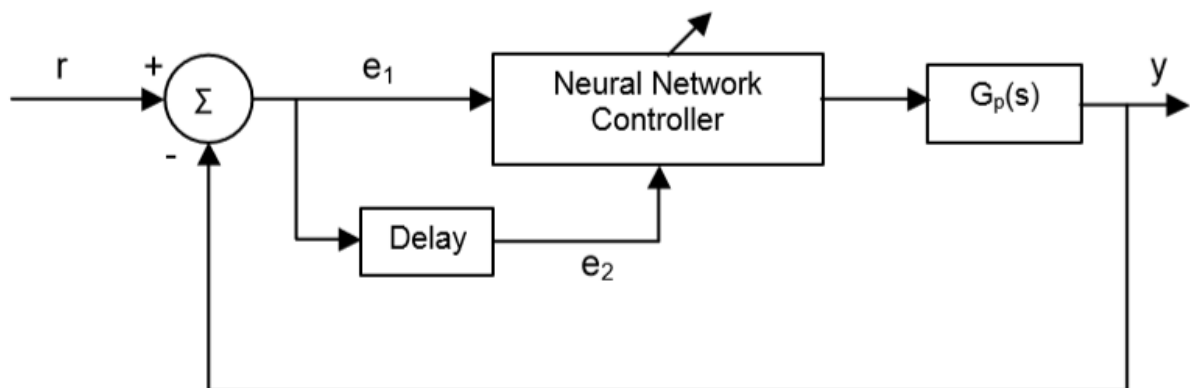


Fonte:[9].

## 2.1 APLICAÇÃO DO ALGORITMO EM CONTROLE ADAPTATIVO

A aplicação do algoritmo em projetos de controle adaptativo direto, ou seja, quando a rede neural é o próprio controlador, tem-se que a rede precisa de duas entradas  $e_1$  e  $e_2$  sendo que  $e_2$  é o sinal  $e_1$  com um pequeno atraso, como mostra a Figura 13.

**Figura 13– Diagrama de blocos do controle adaptativo**



Fonte: [9].

O motivo de se estar utilizando a entrada  $e_2$  é porque, como os controladores que usam redes neurais são dispositivos sem memória e na tentativa de fazer com que a saída seja função não só das entradas atuais, mas das entradas passadas, alguns sinais com atraso devem ser adicionados. O efeito prático deste sinal com atraso na entrada é a possibilidade da rede neural apresentar comportamento semelhante a um controlador PD. O exemplo da rede que será utilizada como controle é o mesmo da Figura 12. Aplicando as equações do algoritmo de Brandt-Lin temos como resposta as equações de 15 a 22:

$$\dot{w}_1 = r_1(\varphi_3\sigma(-p_3) + \gamma \cdot 0) = e_1 \cdot \varphi_3 \cdot \sigma(-p_3) \quad (15)$$

$$\dot{w}_2 = r_2(\varphi_3\sigma(-p_3) + \gamma \cdot 0) = e_2 \cdot \varphi_3 \cdot \sigma(-p_3) \quad (16)$$

$$\dot{w}_3 = r_1(\varphi_4\sigma(-p_4) + \gamma \cdot 0) = e_1 \cdot \varphi_4 \cdot \sigma(-p_4) \quad (17)$$

$$\dot{w}_4 = r_2(\varphi_4\sigma(-p_4) + \gamma \cdot 0) = e_2 \cdot \varphi_4 \cdot \sigma(-p_4) \quad (18)$$

$$\varphi_3 = w_5 \dot{w}_5 \quad (19)$$

$$\varphi_4 = w_6 \dot{w}_6 \quad (20)$$

$$\dot{w}_5 = \gamma \cdot r_3 \cdot e_1 \quad (21)$$

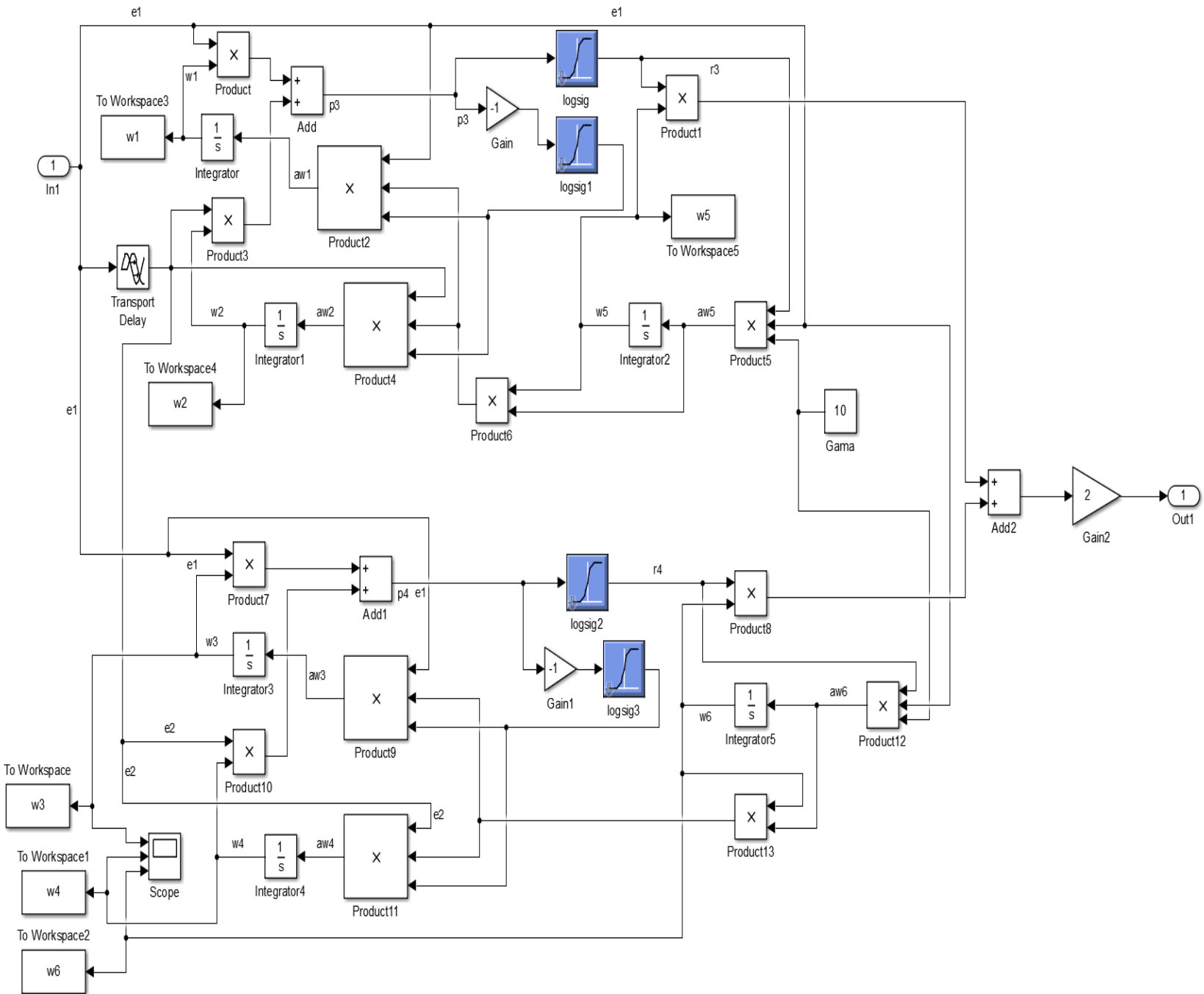
$$\dot{w}_6 = \gamma \cdot r_4 \cdot e_1 \quad (22)$$

Neste sentido a constante  $\gamma$  é considerada como a taxa de aprendizagem ou taxa de adaptação.

Com base nesse algoritmo, o bloco do controlador adaptativo observado pela Figura 10, foi preenchido com a mesma rede neural da Figura 12.

A Figura 14 mostra o esquemático da rede neural que faz o papel do controlador adaptativo direto. A taxa de aprendizagem foi adotada com valor 10 e todos os pesos da rede estão com valor inicial igual a 1 por meio do bloco de integração. Além disso, destaca-se que a função de ativação do neurônio da camada de saída foi substituída por um ganho de valor 2, pois o resultado obtido era melhor do que a função tangente sigmoideal utilizada no algoritmo.

Figura 14 – Controlador Adaptativo com o algoritmo Brandt-Lin



Fonte: Do Autor (Grassi, Márcio Afonso Soleira, 2014).

### 3 RESULTADOS E DISCUSSÕES

Esta seção tem por finalidade mostrar os resultados das simulações obtidas por meio do programa Simulink do MATLAB. São apresentados os gráficos dos pesos, da saída do controlador, a derivada da planta e uma comparação de saída das plantas 1, 2 e 3 para a entrada degrau.

As simulações com controle adaptativo foram realizadas utilizando a malha com realimentação de derivada apresentada na Figura 3, em combinação com o controlador adaptativo de Brandt-Lin implementado da Figura 14. O método de Ziegler-Nichols também foi utilizado com PID convencional em uma planta para comparação do desempenho.

Foram utilizados três tipos de plantas: uma de primeira ordem e duas de segunda ordem. A terceira é a utilizada na comparação com o método de Ziegler-Nichols que é a mesma planta utilizada como exemplo para descrição desta metodologia na seção 1.1.1 deste trabalho retirada de [7].

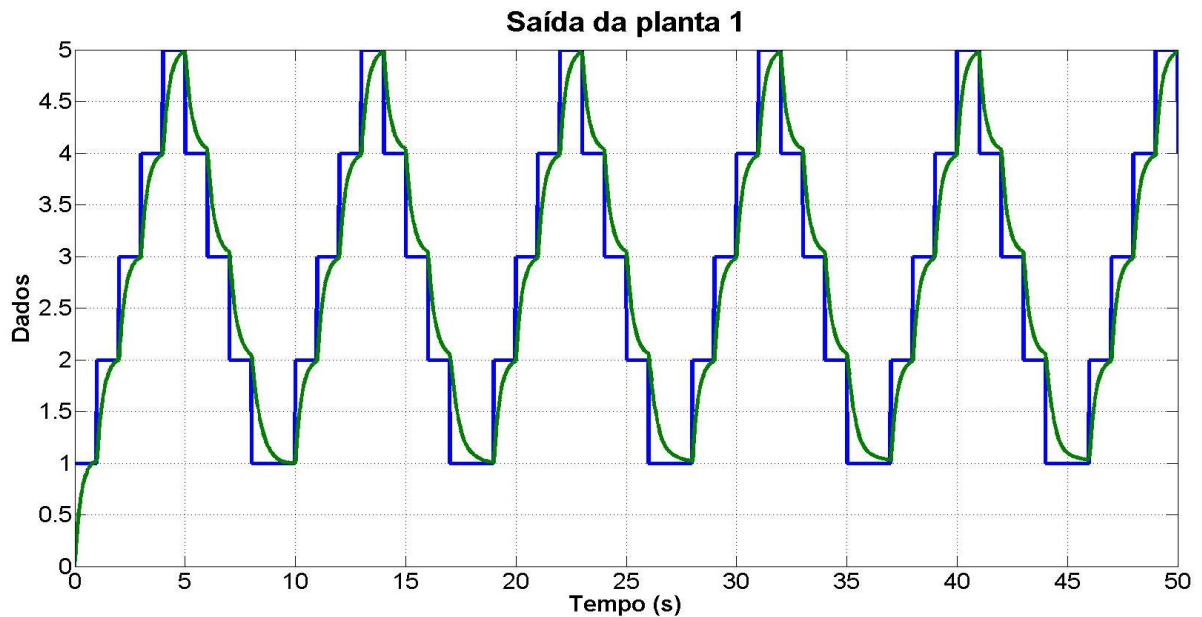
$$G_1(s) = \frac{1}{s + 1} \quad (23)$$

$$G_2(s) = \frac{1}{(s + 2) \cdot (s + 3)} \quad (24)$$

$$G_3(s) = \frac{10}{(s + 5) \cdot (s + 10)} \quad (25)$$

A Figura 15 mostra o resultado para a planta 1 com o controle adaptativo.

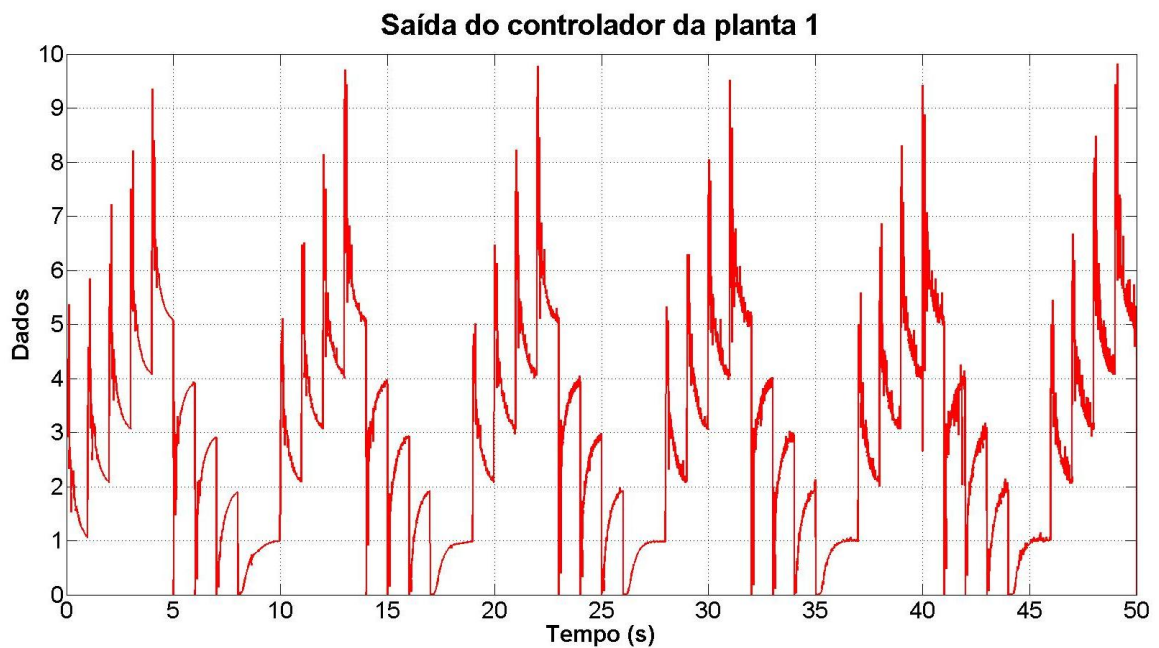
**Figura 15 – Saída da planta 1 em verde em relação a entrada em azul**



Fonte: Do Autor (Grassi, Márcio Afonso Soleira, 2014).

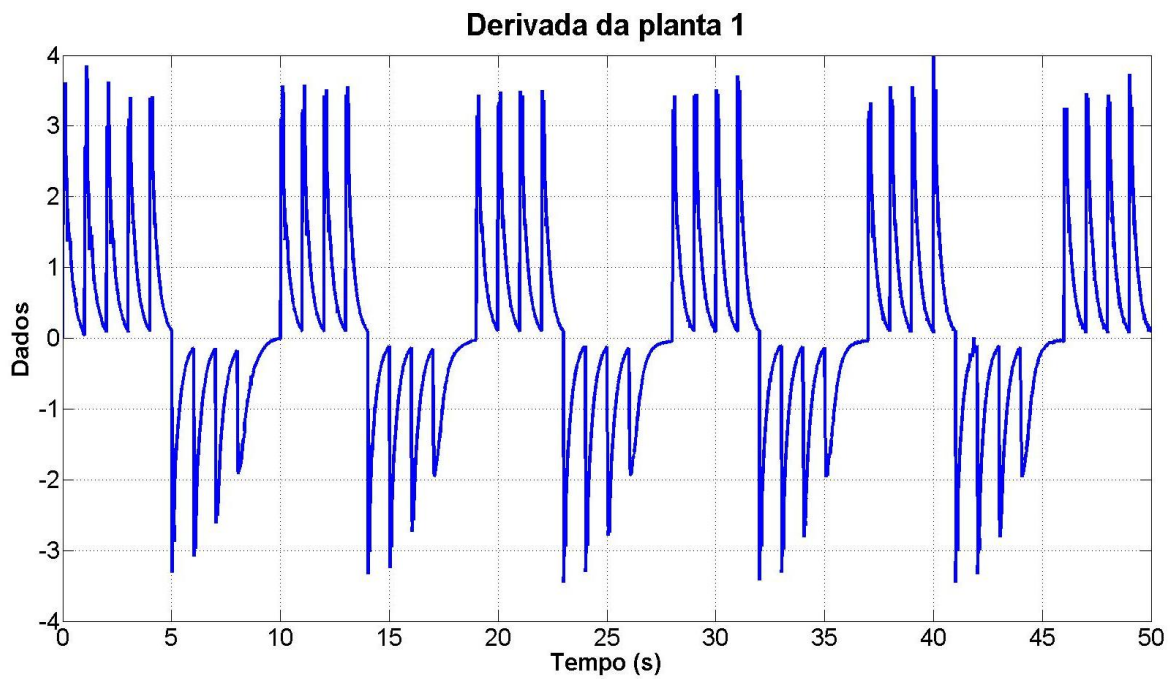
O gráfico da Figura 15 mostra que para a planta 1 o controle conseguiu se adaptar e gerar uma forma de onda igual ao de sistemas de primeira ordem. As Figuras 16, 17 e 18 mostram o gráfico da saída do controlador, a derivada da planta ea evolução dos pesos respectivamente.

**Figura 16 – Saída do controlador adaptativo para planta 1**



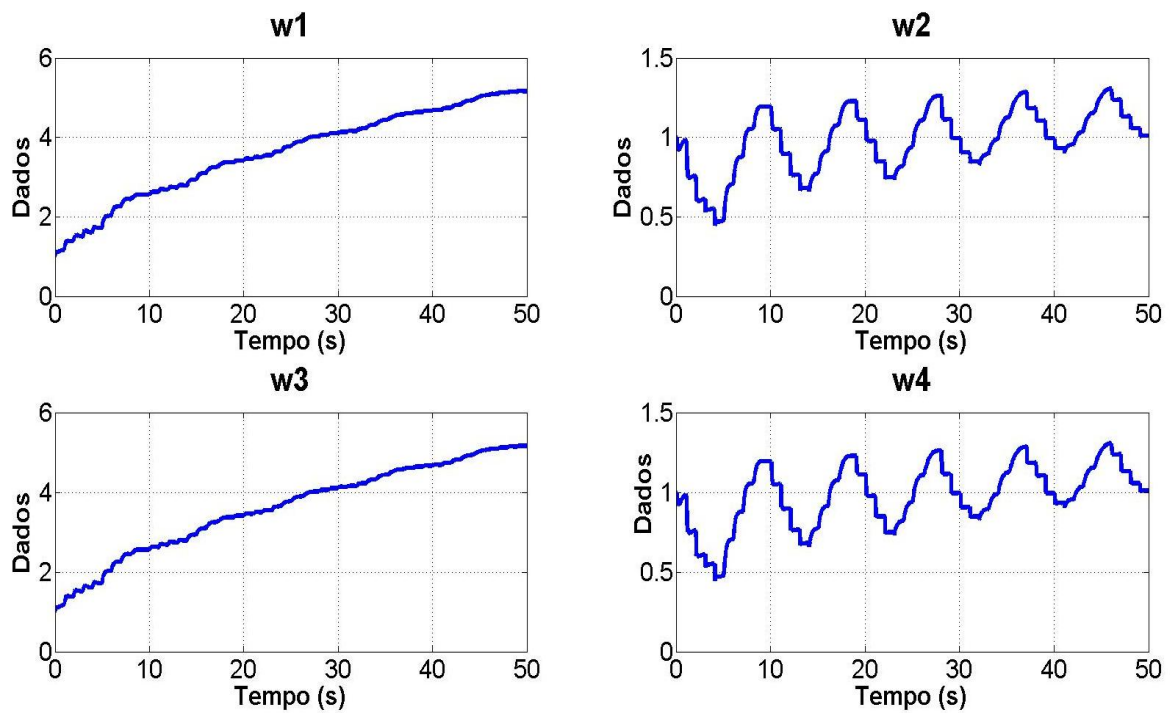
Fonte: Do Autor (Grassi, Márcio Afonso Soleira, 2014).

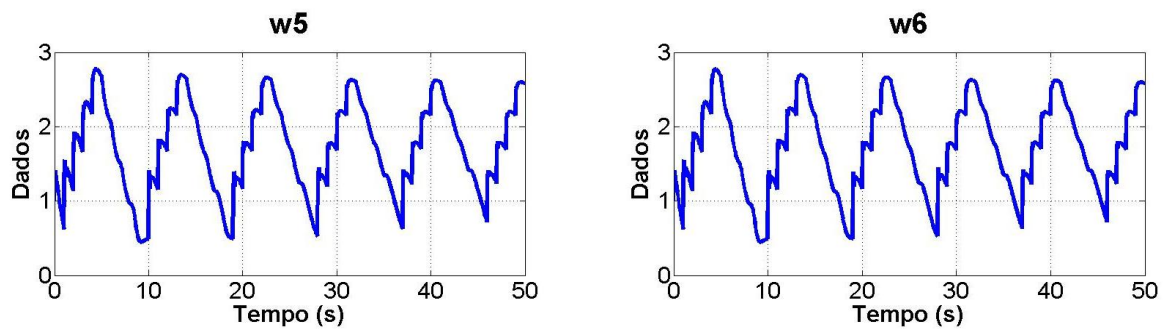
**Figura 17– Derivada de saída da planta 1**



Fonte: Do Autor (Grassi, Márcio Afonso Soleira, 2014).

**Figura 18 – Evolução dos pesos da rede neural para planta 1**





Fonte: Do Autor (Grassi, Márcio Afonso Soleira, 2014).

A Figura 19 abaixo mostra o resultado da simulação para a planta 2 com o controle adaptativo.

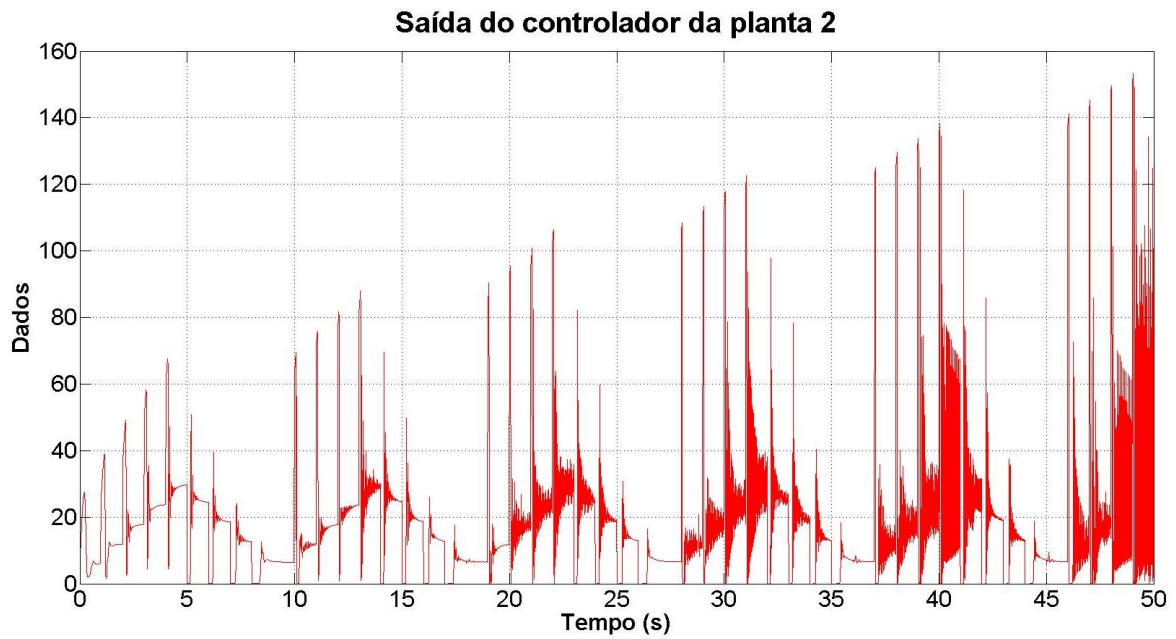
**Figura 19 – Saída da planta 2 em verde em relação a entrada.**



Fonte: Do Autor (Grassi, Márcio Afonso Soleira, 2014).

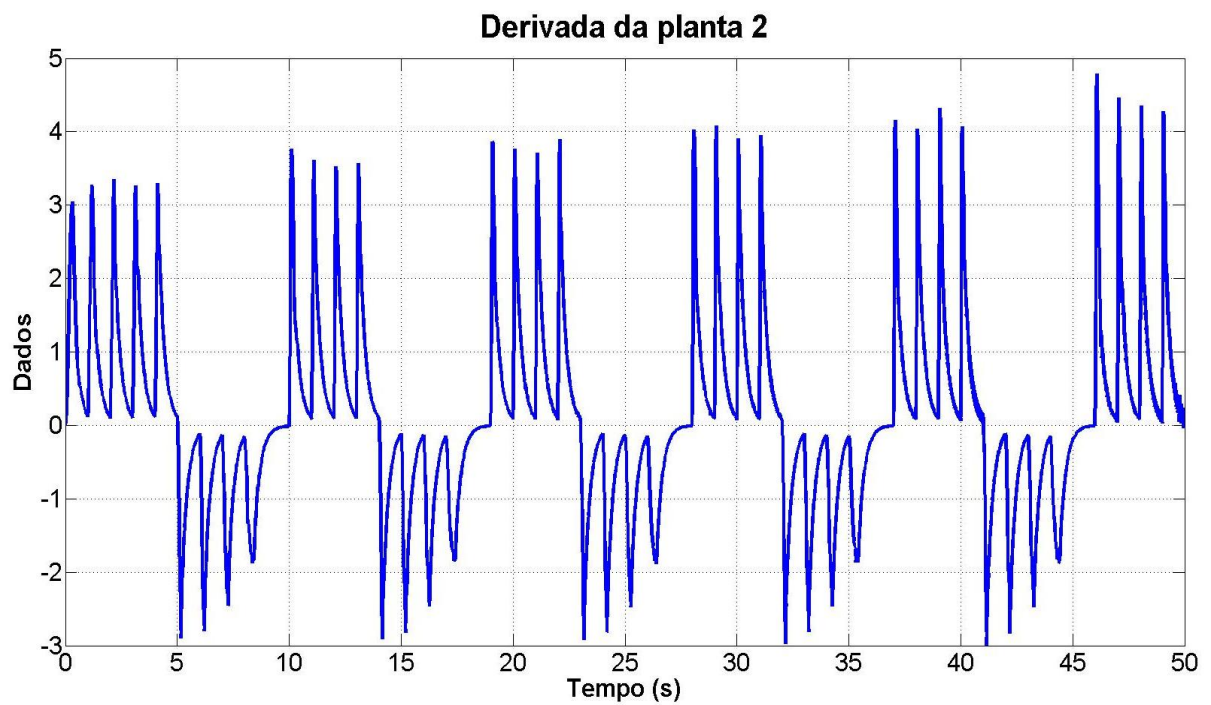
O gráfico da Figura 19 mostra que para a planta 2 o controle conseguiu se adaptar e gerar uma forma de onda igual ao de sistemas de primeira ordem. As figuras 20, 21 e 22 mostram o gráfico da saída do controlador, da derivada da planta e a evolução dos pesos respectivamente.

**Figura 20 – Saída do controlador adaptativo para planta 2**



Fonte: Do Autor (Grassi, Márcio Afonso Soleira, 2014).

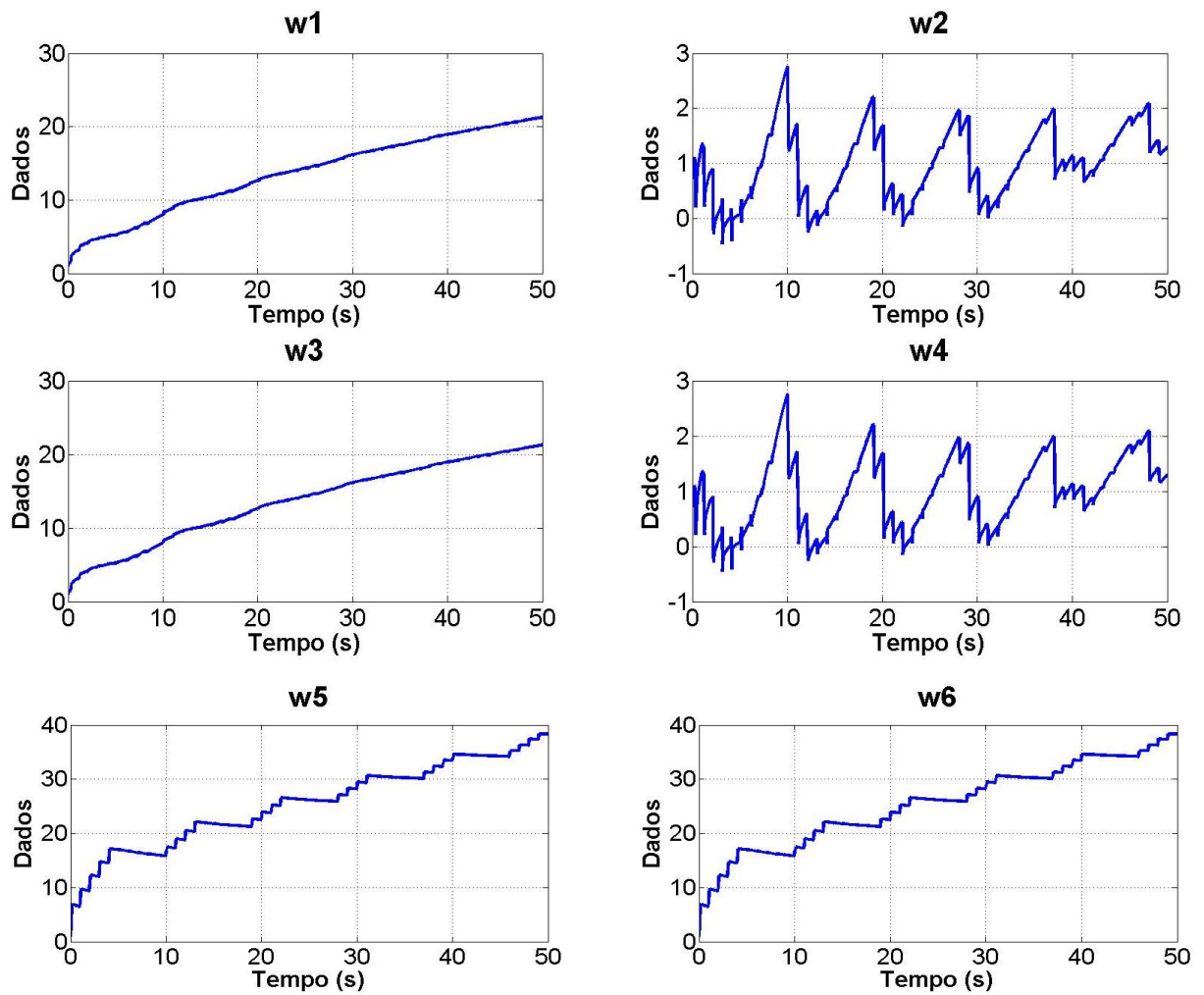
**Figura 21 – Derivada de saída da planta 2**



Fonte: Do Autor (Grassi, Márcio Afonso Soleira, 2014).



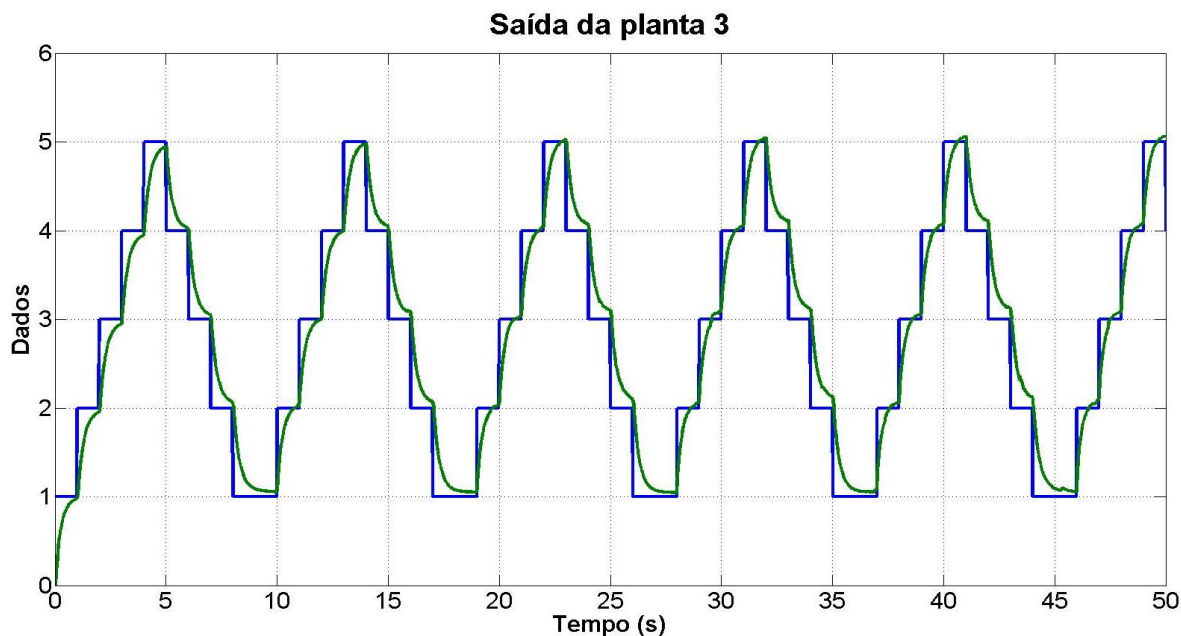
**Figura 22 – Evolução dos pesos da rede neural para planta 2**



Fonte: Do Autor (Grassi, Márcio Afonso Soleira, 2014).

A Figura 23 mostra o resultado da simulação para a planta 3

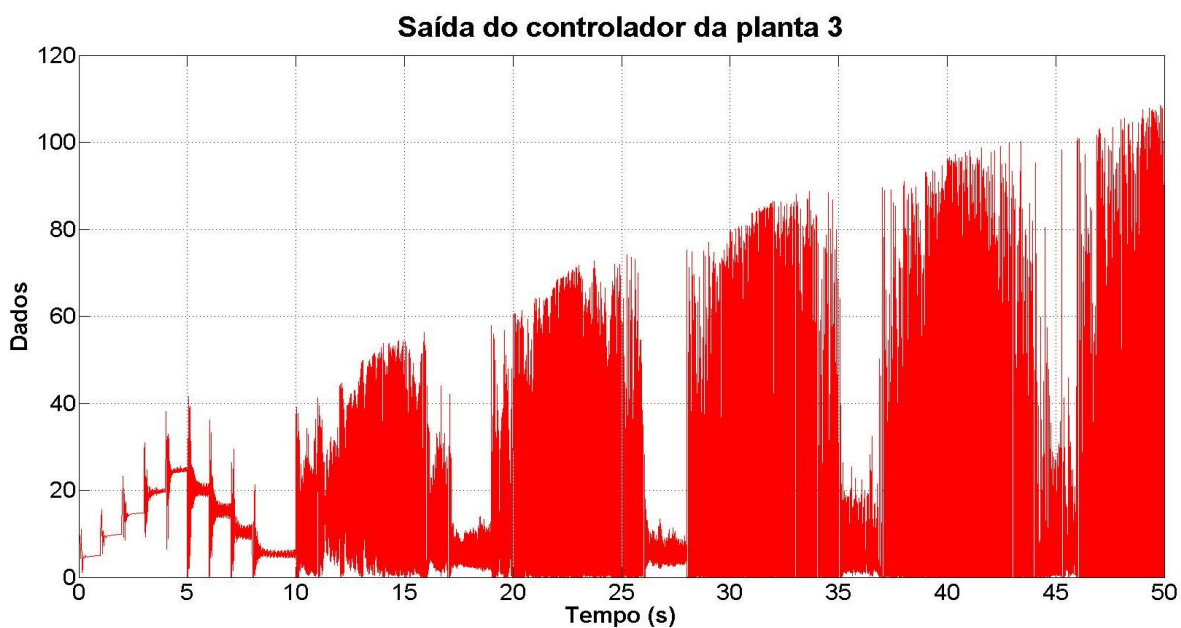
**Figura 23 – Saída da planta 3 em verde em relação a entrada.**



Fonte: Do Autor (Grassi, Márcio Afonso Soleira, 2014).

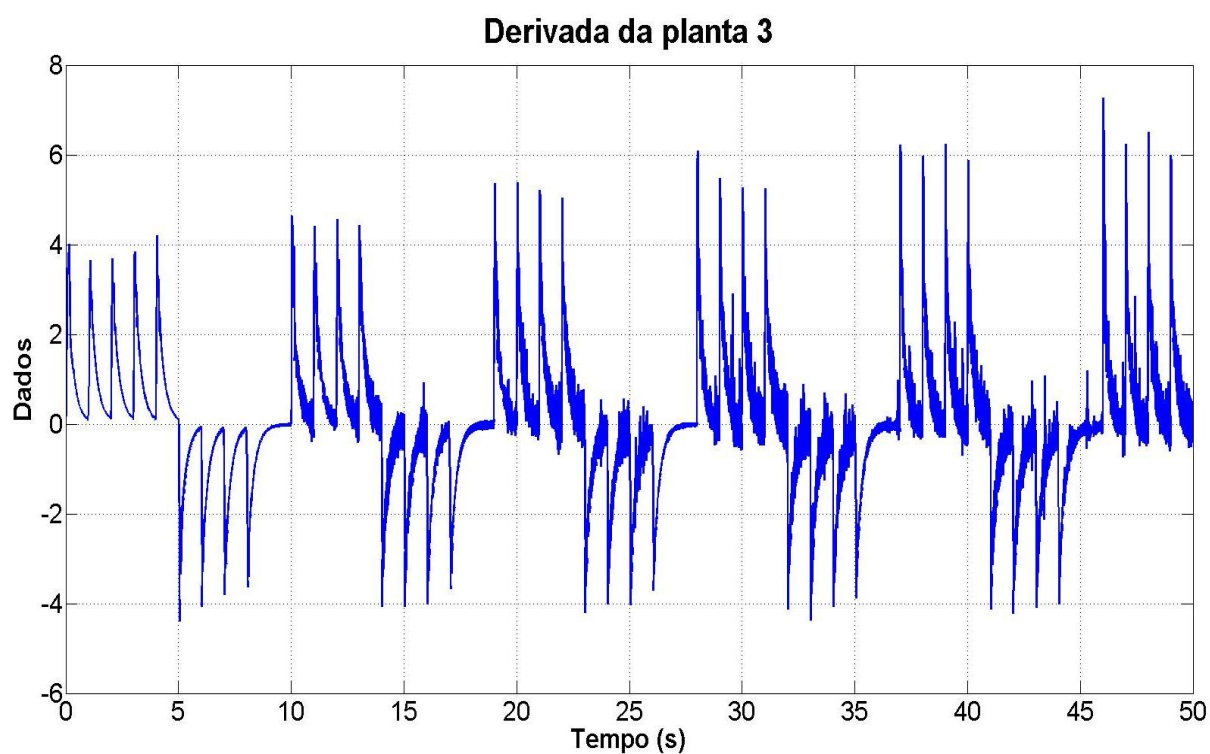
O gráfico da Figura 23 mostra que para a planta 3 o controle conseguiu se adaptar e gerar uma forma de onda igual ao de sistemas de primeira ordem. As figuras 24, 25 e 26 mostram o gráfico da saída do controlador, da derivada da planta e a evolução dos pesos respectivamente.

**Figura 24 – Saída do controlador adaptativo para planta 3**



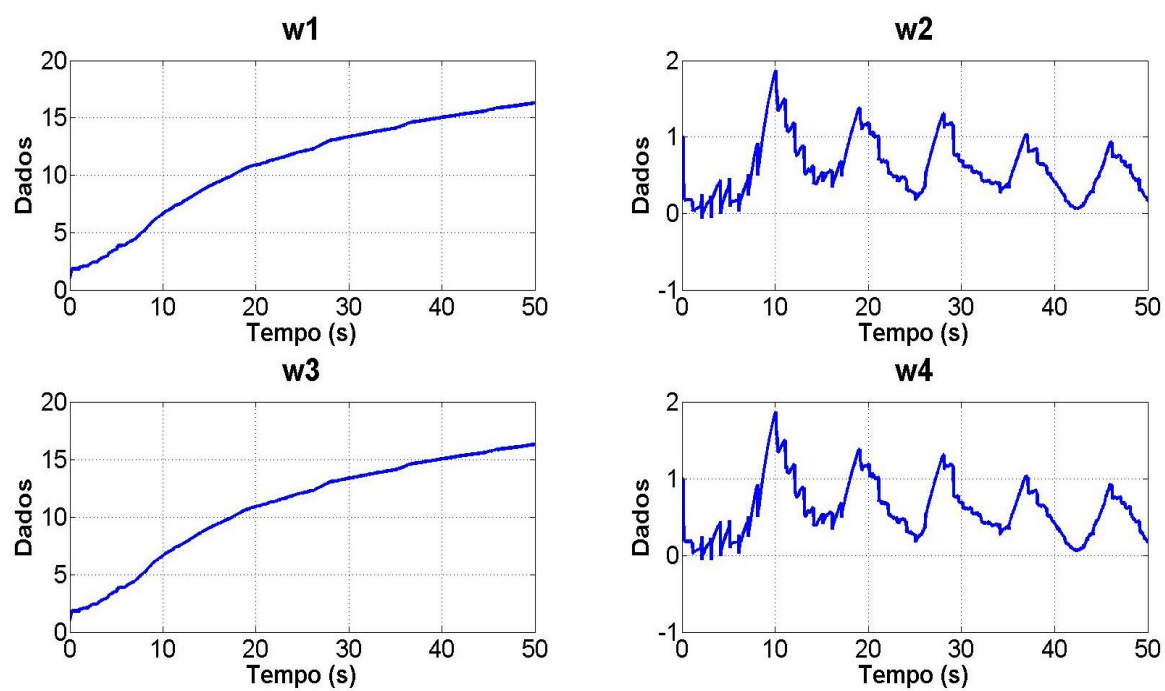
Fonte: Do Autor (Grassi, Márcio Afonso Soleira, 2014).

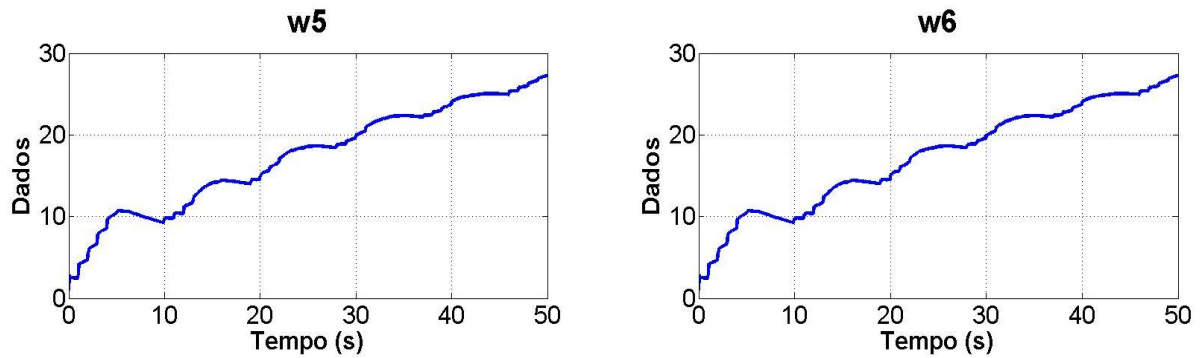
**Figura 25– Derivada de saída da planta 3**



Fonte: Do Autor (Grassi, Márcio Afonso Soleira, 2014).

**Figura 26 – Evolução dos pesos da rede neural para planta 3**

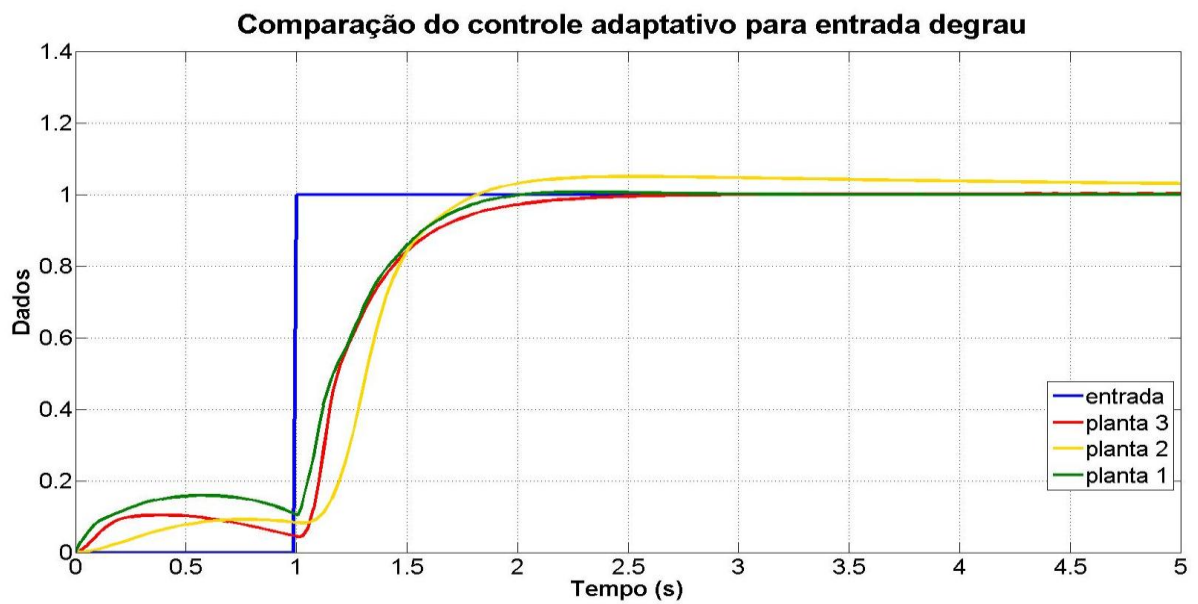




Fonte: Do Autor (Grassi, Márcio Afonso Soleira, 2014).

Podemos perceber pelas formas de onda da saída que elas são bem semelhantes independente das plantas. Isto mostra que o controlador conseguiu se adaptar para plantas diferentes e de ordem diferente. A Figura 27 abaixo mostra esta conclusão em que a entrada foi substituída por um degrau unitário para as três planta e pode ser observado que as respostas são semelhantes.

**Figura 27 – Saída das plantas do controle adaptativo para entrada degrau.**

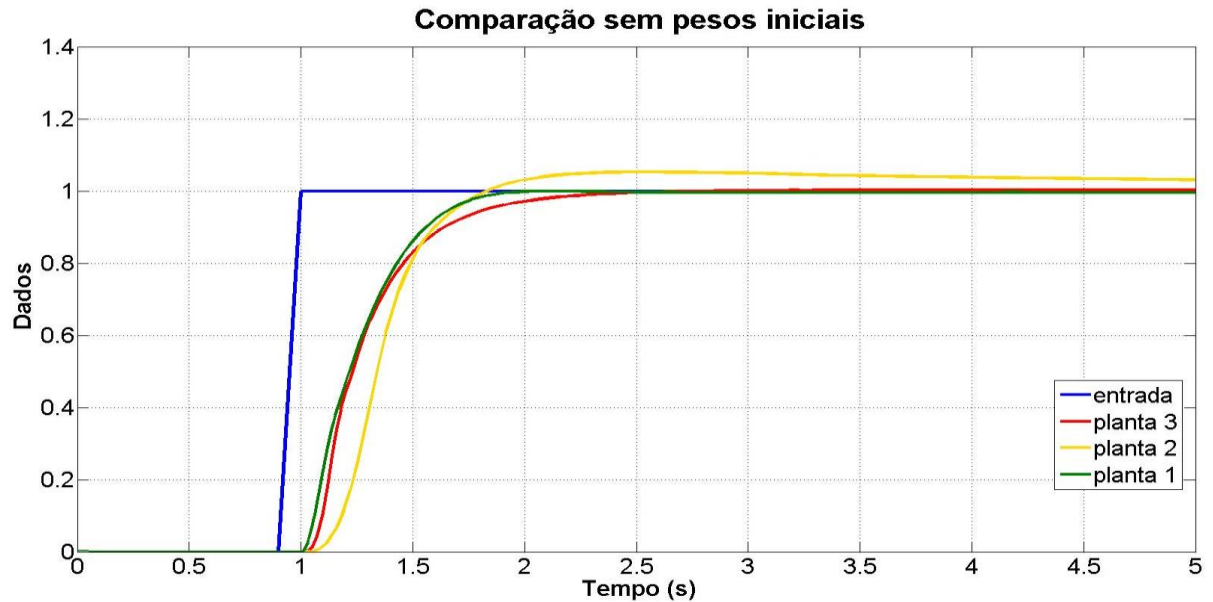


Fonte: Do Autor (Grassi, Márcio Afonso Soleira, 2014).

A ondulação do começo da resposta se deve ao fato de os pesos da rede neural do controlador possuírem valores iniciais iguais a 1. A Figura 28 repete o gráfico com os pesos iniciais iguais a zero. Nota-se que a resposta em regime permanente das três plantas são quase iguais e com isso mostra-se que o controlador consegue se adaptar para plantas diferentes e gerar respostas

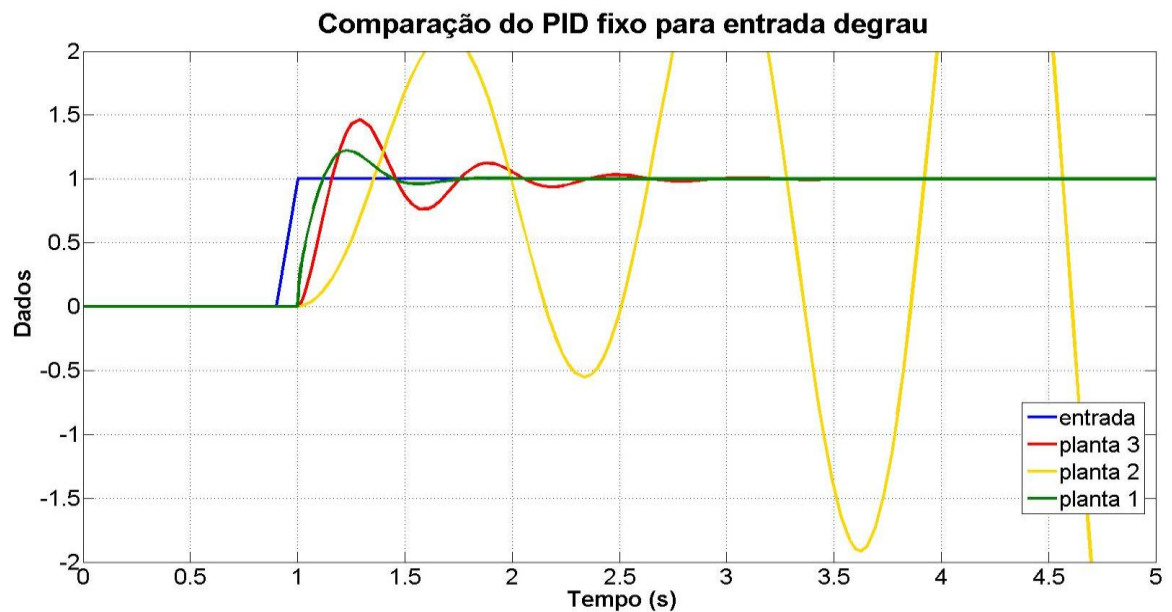
parecidas. O mesmo não ocorre com o controlador PID fixo. A Figura 29 mostra o mesmo ensaio anterior, ou seja, uma entrada degrau unitário e a saída para as três plantas controladas pelo PID projetado para a planta 3 a partir do método de Ziegler-Nichols.

**Figura 28 – Saída das plantas sem valores iniciais.**



Fonte: Do Autor (Grassi, Márcio Afonso Soleira, 2014).

**Figura 29 – Saída das plantas para o controlador PID fixo.**

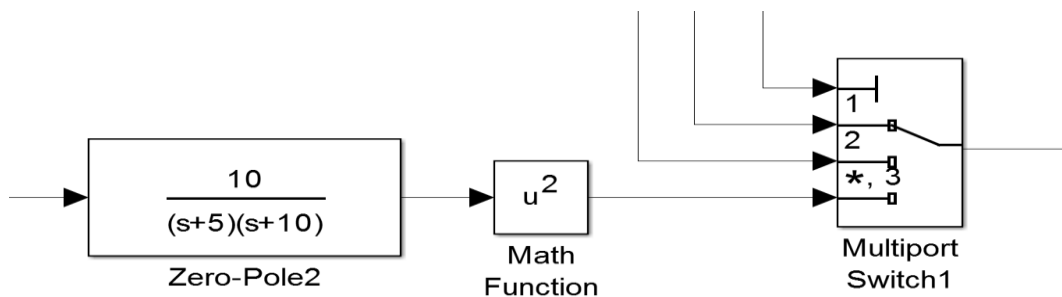


Fonte: Do Autor (Grassi, Márcio Afonso Soleira, 2014).

Pela análise do gráfico da figura anterior podemos perceber que o PID fixo não apresenta flexibilidade com as mudanças da planta visto que somente a planta 1 e 3 conseguiram uma resposta aceitável e a planta 2 demonstra oscilações com tendência à instabilidade. Deste modo, ficaria inviável utilizar um PID com a mesma sintonia para controlar estas três plantas.

As últimas simulações feitas foram adotar um bloco de uma função matemática na saída da planta 3 para que a mesma se torne não linear. A Figura 30 mostra o detalhe da implementação deste bloco logo na saída da função de transferência da planta 3.

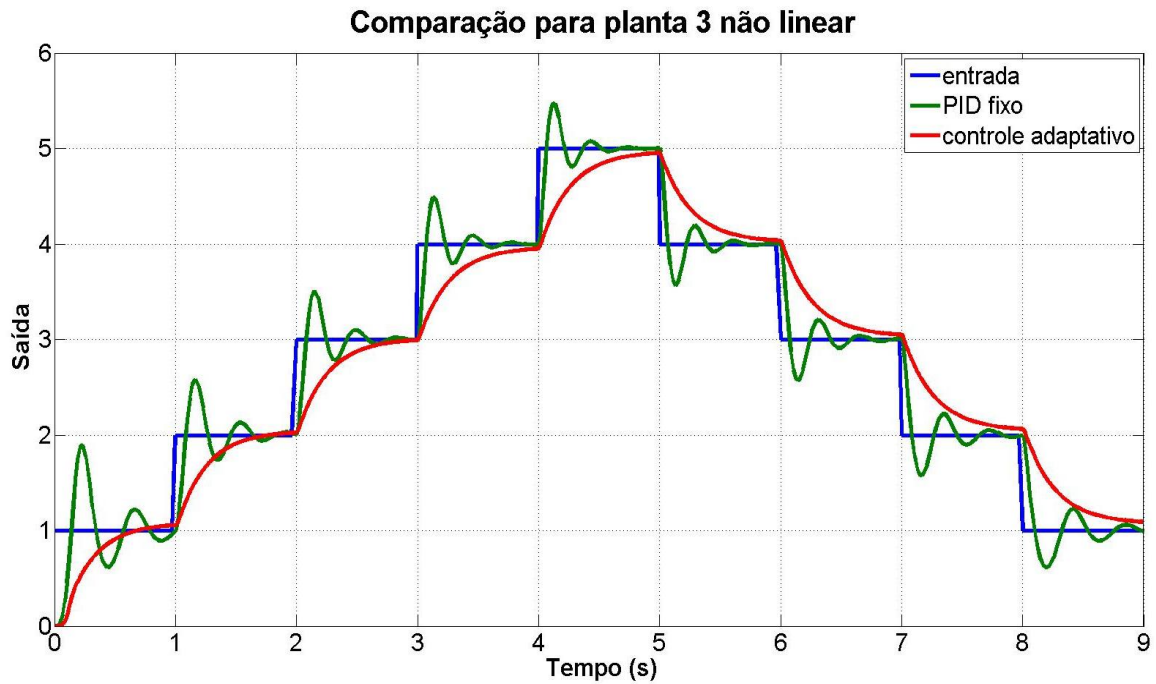
**Figura 30 – Planta 3 não linear.**



Fonte: Do Autor (Grassi, Márcio Afonso Soleira, 2014).

O controlador conseguiu se adaptar e gerar uma resposta parecida com a do sistema linear, mas para isso teve que ser feito um ajuste no filtro da derivada e acrescentar mais uma casa decimal no índice do parâmetro "s". A função de transferência do filtro fica igual a:  $\frac{1}{0,001*s+1}$ . A figura 31 mostra uma comparação da resposta dessa planta não linear com o controlador adaptativo e com o controlador PID anterior projetado para a mesma planta linear.

**Figura 31 – Comparação do controle adaptativo e convencional para planta não linear**



Além disto, também modificou-se um dos polos da planta 2 a fim de torná-la instável e avaliar o desempenho do controlador quanto a adaptação. Pela Figura 32 podemos perceber que apesar de algumas oscilações no começo da simulação o controlador conseguiu gerar uma resposta semelhante aos dos ensaios anteriores. Entretanto, para isto foi preciso um ajuste nos valores iniciais dos pesos como feito em [9], já que a influência deles foi fundamental para que o controlador conseguisse se adaptar. Os valores iniciais dos pesos são:

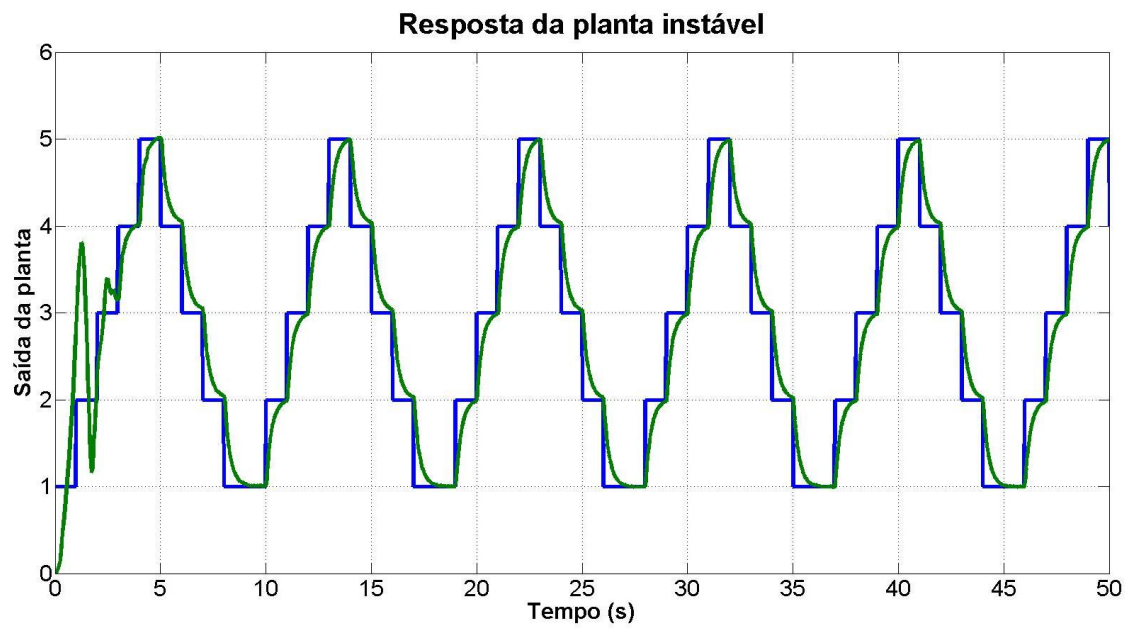
$$w1 = -10 \quad w2 = 10 \quad w3 = 10 \quad w4 = -10 \quad w5 = -10 \quad w6 = 10$$

A função de transferência para a planta 2 instável era:

$$G_4(s) = \frac{1}{(s - 2) \cdot (s + 3)} \quad (26)$$



**Figura 32 – Simulação de planta instável**



Fonte: Do Autor (Grassi, Márcio Afonso Soleira, 2014).



## 4 CONCLUSÕES

Com base nos resultados apresentados, podemos afirmar que para estas plantas o controle adaptativo se mostrou uma abordagem melhor do que o controle com PID fixo mediante a variação da dinâmica das plantas a serem controladas.

Os resultados apresentaram resposta estável e com transitório controlado para plantas de primeira e segunda ordem, não lineares e inclusive uma planta instável em malha aberta.

A principal contribuição desse trabalho foi avaliar uma combinação da realimentação de derivadas com o algoritmo Brandt-Lin. Entretanto, deve-se destacar também a possibilidade de esse controlador no futuro ser universal já que conseguiu se adaptar a diferentes plantas sem modificações na sua estrutura. Somente houve alterações no sistema de controle para as simulações da planta não linear e da instável, conforme mostradas nas Figuras 31 e 32, onde na primeira, houve alteração no filtro passa-baixa enquanto que na segunda os valores iniciais dos pesos foram modificados.

A partir deste trabalho, estudos mais detalhados ficam abertos para trabalhos futuros. Por exemplo, uma análise matemática mais profunda a respeito do sistema de controle proposto permitirá realizar melhorias para a consolidação do método. Além disto, há uma expectativa de que seja possível a implementação em um sistema embarcado para atestar, na prática, a validação da rede neural e do algoritmo de Brandt-Lin combinado com a malha de realimentação da derivada. Espera-se que com este trabalho também sejam criadas novas oportunidades de pesquisa tanto para a pós graduação quanto para a graduação.

## 5 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

[1] Ferreira, Cesar. Estudo Comparativo entre as Técnicas de Controle Fuzzy, PI e Adaptativo Aplicado ao Processo de Fabricação de Papel Reciclado Utilizando a Ferramenta Delta Tune. Disponível em: [http://www.uel.br/pos/meel/disserta/2009\\_CesarFerreira2006-2.pdf](http://www.uel.br/pos/meel/disserta/2009_CesarFerreira2006-2.pdf). Acesso em 03 de setembro de 2014.

[2] Abdallah, Y. M..Sintonia de Controlador PID via Procedimento Adaptativo Para Controle de Veículos Lançadores. Disponível em: <http://mtc-m16.sid.inpe.br/col/sid.inpe.br/jeferson/2004/04.22.15.55/doc/publicacao.pdf>. Acesso em 05 de setembro de 2014.

[3] Luiz, Cristiano C.; Silva, Allan C.; Coelho, Antonio A. R.; Bruciapaglia, Augusto H.; Controle Adaptativo Versus Controle Fuzzy: Um Estudo de Caso em Um Processo de Nível. Disponível em: <http://www.sba.org.br/revista/volumes/v8n2/v8n2a02.pdf>. Acesso em 02 de setembro de 2014.

[4] Ferrari, Allan C. K..Controlador PID Sintonizado por Redes Neurais Artificiais. Disponível em: [www.eletrica.ufpr.br/ufpr2/tccs/190.pdf](http://www.eletrica.ufpr.br/ufpr2/tccs/190.pdf). Acesso em 04 de setembro de 2014.

[5] HAYKIN, S.; Redes Neurais - Princípios e Prática; 2ed, 2000, Bookman

[6] KATSUHIRO, O. Engenharia de Controle Moderno - 3ª Ed. - LTC

[7] <http://www.mecatronica.eesc.usp.br/wiki/upload/1/10/Aula5SCI2010.pdf>. Acesso em: 14 de novembro de 2014.

[8] Astrom, K. J; Wittenmark B; Adaptive Control, Second Edition, 1995

- [9] G. Saikalis; Lin F, "Adaptive Neural Network Control by Adaptive Interaction". Disponível em: [www.ece.eng.wayne.edu/~flin/reprints/nncontrol.pdf](http://www.ece.eng.wayne.edu/~flin/reprints/nncontrol.pdf). Acesso em: 08 de setembro de 2014.
- [10] R. D. Brandt, F. Lin, "Adaptive Interaction and Its Application to Neural Networks", Elsevier, Information Science 121, pp 201-215 1999.
- [11] F. Lin, R. D. Brandt, G. Saikalis, "Self-Tuning of PID Controllers by Adaptive Interaction", IEEE control society, 2000 American Control Conference, Chicago, 2000.
- [12] Coelho, A. A. R.; "Controle Adaptativo". Material disponível em: [http://www.das.ufsc.br/~aarc/ensino/posgraduacao/DAS6613/Controle\\_Adaptativo\\_Introducao.pdf](http://www.das.ufsc.br/~aarc/ensino/posgraduacao/DAS6613/Controle_Adaptativo_Introducao.pdf). Acesso em: 09 de setembro de 2014.