



Universidade do Estado do Rio de Janeiro

Centro de Tecnologia e Ciências

Faculdade de Engenharia

Paulo Roberto Souza da Paz

**Busca Extremal Determinística e Estocástica Aplicada à
Estimulação Elétrica Neuromuscular em Pacientes Após
Acidente Vascular Cerebral**

Rio de Janeiro

2019

Paulo Roberto Souza da Paz

**Busca Extremal Determinística e Estocástica Aplicada à Estimulação
Elétrica Neuromuscular em Pacientes Após Acidente Vascular Cerebral**



Dissertação apresentada, como requisito parcial para obtenção do título de Mestre em Ciências, ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Eletrônica, da Universidade do Estado do Rio de Janeiro. Área de concentração: Controle e Automação.

Orientador: Prof. Dr. Tiago Roux de Oliveira

Rio de Janeiro

2019

CATALOGAÇÃO NA FONTE
UERJ / REDE SIRIUS / BIBLIOTECA CTC/B


P348 Paz, Paulo Roberto Souza da.
Busca extremal determinística e estocástica aplicada à estimulação elétrica neuromuscular em pacientes após acidente vascular cerebral / Paulo Roberto Souza da Paz. – 2019.
71f.


Orientador: Tiago Roux de Oliveira.
Dissertação (Mestrado) – Universidade do Estado do Rio de Janeiro, Faculdade de Engenharia.

1. Engenharia eletrônica - Teses. 2. Controladores PID - Teses. 3. Medicina de reabilitação - Teses. 4. Sistemas de controle ajustável – Teses. I. Oliveira, Tiago Roux de. II. Universidade do Estado do Rio de Janeiro, Faculdade de Engenharia. III. Título.

CDU 681.513.6:612.8

Autorizo, apenas para fins acadêmicos e científicos, a reprodução total ou parcial desta tese, desde que citada a fonte.


Assinatura


Data

Paulo Roberto Souza da Paz

**Busca Extremal Determinística e Estocástica Aplicada à Estimulação
Elétrica Neuromuscular em Pacientes Após Acidente Vascular Cerebral**

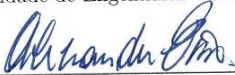
Dissertação apresentada, como requisito parcial para obtenção do título de Mestre em Ciências, ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Eletrônica, da Universidade do Estado do Rio de Janeiro. Área de concentração: Controle e Automação.

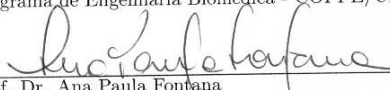
Aprovado em: 27 de Fevereiro de 2019

Banca Examinadora:

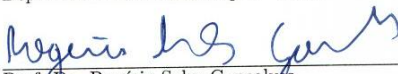

Prof. Dr. Tiago Roux de Oliveira (Orientador)

Faculdade de Engenharia - UERJ


Prof. Dr. Alexandre Visintainer Pino
Programa de Engenharia Biomédica - COPPE/UFRJ


Prof. Dr. Ana Paula Fontana

Departamento de Fisioterapia - UFRJ


Prof. Dr. Rogério Sales Gonçalves

Faculdade de Engenharia Mecânica - UFU


Prof. Dr. Antônio Padilha Lanari Bo

Faculdade de Tecnologia - UNB

Rio de Janeiro

2019

DEDICATÓRIA

Dedico esta dissertação a todos os meus familiares, amigas e amigos, especialmente aos meus pais, Jorge Pombo da Paz e Maria Cristina Mello de Souza da Paz, aos meus irmãos Fábio Paz e Juliana Paz e à minha querida esposa Danielle Fernandes da Costa Paz.

AGRADECIMENTO

Agradeço primeiramente a Deus que me abençoando e me dando forças, permitiu que este curso de mestrado fosse possível.

Aos meus pais, sempre me apoiando e me aturando durante toda a minha trajetória acadêmica.

À minha esposa, que abriu mão de férias e finais de semana, durante este curso. E ainda foi cobaia dos meus experimentos.

Aos amigos do CENPES, que tiveram medo de testar os eletrodos em seus braços, mas mesmo assim me apoiaram, compreendiam e facilitaram as minhas ausências.

Ao Professor Alexandre Visintainer Pino, Coordenador do Programa de Engenharia Biomédica da COPPE/UFRJ, por confiar o equipamento de eletroestimulação à mim para desenvolver minha pesquisa.

À Professora Ana Fontana, Coordenadora do Grupo de Pesquisa em Recuperação Funcional após Acidente Vascular Cerebral, por me receber em seu laboratório.

À Thaís Amaral, fisioterapeuta e mestranda do Hospital Universitário Clementino pelo apoio ao atendimento aos pacientes.

À todos os pacientes com quem tive a oportunidade de conversar e conhecer um pouco de suas histórias, ganhei lições de vida!

Ao meu orientador Tiago Roux. Agradeço desde a escolha do tema da minha pesquisa à correção desta dissertação no dia do seu aniversário, passando pela cobrança do envio de artigo no dia do meu casamento. Obrigado por tudo!

Uma viagem de mil milhas começa com um passo.

LAO-TSÉ

RESUMO

PAZ, Paulo Roberto Souza da. *Busca Extremal Determinística e Estocástica Aplicada à Estimulação Elétrica Neuromuscular em Pacientes Após Acidente Vascular Cerebral*. 72f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Eletrônica) - Faculdade de Engenharia, Universidade do Estado do Rio de Janeiro (UERJ), Rio de Janeiro, 2019.

A técnica de Busca Extremal (Extremum Seeking - ES) nas versões determinística e estocástica são aplicadas para adaptar os ganhos de um controlador Proporcional-Integral-Derivativo (PID) na estimulação elétrica neuromuscular. Os esquemas propostos são aplicados no controle da posição do braço de pacientes com sequelas de Acidente Vascular Cerebral (AVC) para coordenar os movimentos de flexão e extensão dos braços. Esta abordagem elimina os testes iniciais de sintonia e os parâmetros do controlador são automaticamente computados em tempo real. Os parâmetros do controlador PID são ajustados através de uma versão discreta multivariável dos algoritmos de ES para minimizar uma função de custo que representa o desempenho dos requisitos desejados. Resultados experimentais com pacientes com AVC mostram que as especificações geralmente consideradas na fisioterapia para reabilitação funcional são satisfeitas em termos de erro estacionário, tempo de assentamento e percentual de ultrapassagem. Resultados quantitativos apresentam uma redução de 65,50% no erro médio quadrático (Root Mean Square Error - RMSE) – de 11,65° para 4,02° quando comparado o primeiro e último ciclo nos experimentos com todos os indivíduos.

Palavras-chave: Estimulação elétrica neuromuscular; Reabilitação funcional; Sistema adaptativo; Busca extremal; Controle PID; Rastreamento de trajetória.

ABSTRACT

PAZ, Paulo Roberto Souza da. *Deterministic and Stochastic Extremum Seeking Apply to Neuromuscular Electrical Stimulation for Stroke Patient*. 72p. Master Thesis (Master in Science of Electronic Engineering) - Engineering Faculty, State University of Rio de Janeiro (UERJ), Rio de Janeiro, 2019.

Deterministic and Stochastic Extremum Seeking (ES) approaches are employed to adapt the gains of a Proportional-Integral-Derivative (PID) control law for functional neuromuscular electrical stimulation (NMES). The proposed scheme are applied to control the position of the arm of healthy volunteers and stroke patients so that coordinated movements of flexion/extension for their elbow can be performed. This approach eliminates the initial tuning tests with patients since the controller parameters are automatically computed in real time. The PID controller parameters are updated by means of a discrete version of multivariable ES in order to minimize a cost function which brings the desired performance requirements. Experimental results with healthy volunteers as well as stroke patients show the usual specifications commonly considered in physiotherapy for functional rehabilitation are eventually satisfied in terms of steady-state error, settling time, and percentage overshoot. Quantitative results show a reduction of 65,50% in terms of the root-mean-square error (RMSE) – from $11,65^\circ$ to $4,02^\circ$ – when comparing the tracking curves of the last cycle to the first cycle in the experiments with all subjects.

Keywords: Neuromuscular electrical stimulation; Functional rehabilitation; Adaptive systems; Extremum seeking; PID control; Trajectory tracking.

LISTA DE FIGURAS

- Figura 1 Diagrama de blocos da busca extremal determinística para um mapa estático usando perturbação periódica. O esquema mais simples de perturbação de busca extremal para uma mapeamento quadrático com uma única entrada $J(\theta) = f^* + \frac{f''}{2}(\theta - \theta^*)^2$, onde f^*, f'', θ^* são todos desconhecidos. O usuário somente precisa saber o sinal de f'' (> 0), ou seja, se o mapa quadrático tem um mínimo, tem que escolher um ganho de adaptação k tal que $sgn(-k) = -sgn(f'')$. O usuário tem que escolher também a frequência ω tão relativamente grande comparado com a, k e f'' . Em relação ao símbolo s de Laplace, com algum abuso da notação, misturamos o domínio da frequência e do tempo para brevidade e clareza do conceito, ou seja, o integrador da função de transferência k/s no diagrama de blocos deve ser entendido como um operador no domínio do tempo - Figura obtida em [1]. 21
- Figura 2 Protótipo do eletroestimulador desenvolvido no LIB - Laboratório de Instrumentação Biomédica da Universidade Federal do Rio de Janeiro - Figura obtida em [2]. 24
- Figura 3 Aparato mecânico para testes experimentais NMES. O ponto A na imagem indica um goniômetro (potenciômetro simples) ligado a um eixo de aço B permitindo leituras de deslocamento angular. Letra C mostra que a fixação do pulso tem uma liberdade linear de movimento ao longo da haste quadrada de alumínio, enquanto D indica que há um ajuste para a distância lateral dos cotovelos. Na imagem acima, o ângulo de articulação controlada, indicada por y , e o equipamento NMES é apresentado. 25
- Figura 4 Procedimento de detecção do ponto motor. 26
- Figura 5 Gráfico do sinal de referência e suas divisões. 27
- Figura 6 Aparato mecânico. 28

Figura 7	O gráfico retrata o movimento angular da articulação do cotovelo realizado pelo paciente 5 com AVC sem a ajuda do controlador NMES proposto. Pode ser visto que o paciente não é capaz de contrair ativamente o braço para a posição final de flexão.	28
Figura 8	Resposta do Paciente 5 com ganhos PID fixos ($K_p = 1, K_i = 1, K_d = 1$), não garantindo um rastreamento aceitável da trajetória após 120 segundos.	29
Figura 9	Diagrama de blocos da busca extremal determinística de um mapa estático usando perturbação periódica. A perturbação mais simples de busca extremal para um mapa quadrático de entrada única.	30
Figura 10	Convergência de θ para um extremo $\theta^* = 5$ e minimização da função custo $J(\theta)$ sob um sinal de perturbação determinístico (periódico) $a \sin(\omega k)$	33
Figura 11	Diagrama de blocos de um sistema de malha fechada para NMES usando busca extremal determinístico em tempo discreto, onde $\alpha_i \sin(\omega_i k)$ é o vetor de perturbação.	34
Figura 12	Resultado do movimento angular da articulação do cotovelo com busca extremal determinístico de oito pacientes com AVC e seus erros individuais de RMS. O sinal de referência é representado pela linha tracejada.	38
Figura 13	PID adaptativo (Paciente 3): parâmetros PID durante adaptação da busca extremal do sistema com malha fechada, a evolução da função custo, e a melhor resposta y obtida após $k = 4$ iterações. A busca extremal reduz a função custo $J(\theta(k))$, que produz uma resposta de rastreamento mais favorável. Observe que a porção derivativa mau é ativada durante os exeperimentos.	39
Figura 14	PID adaptativo (Paciente 3): resposta y e referencia r ; sinal de controle u e seu zoom (amplitudes de corrente para bíceps e tríceps).	40
Figura 15	Diagrama de blocos da busca extremal para um mapeamento estático usando perturbação estocástica. A adição e multiplicação dos sinais estocásticos podem ser de natureza irrestrita. $S(t) = a\eta(t)$ e $M(t) = \frac{2}{a}\eta(t)$ ou simplesmente limitado $S(t) = a \sin(\eta(t))$ e $M(t) = \frac{2}{a} \sin(\eta(t))$	42
Figura 16	Convergência do θ para o extremo de $\theta^* = 5$ e a minimização da função custo $J(\theta)$ sob um sinal de perturbação estocástica $S(t) = a \sin(\eta(t))$	45

Figura 17 Diagrama de blocos do sistema de malha fechada NMES usando a versão discreta da busca extremal estocástica, onde $\nu(k)$ é o vetor de perturbação.	46
Figura 18 PID Adaptivo (Paciente 1): parâmetros PID durante adaptação da busca extremal estocástica em sistema de malha fechada, a evolução da função custo, e a reposta de saída y obtida ultimamente após $k = 4$ iterações. Busca extremal estocástica reduz a função custo $J(\theta(k))$, que produz uma resposta de rastreamento mais favorável.	52
Figura 19 PID Adaptivo (Paciente 2): parâmetros PID durante adaptação da busca extremal estocástica em sistema de malha fechada, a evolução da função custo, e a reposta de saída y obtida ultimamente após $k = 4$ iterações. Busca extremal estocástica reduz a função custo $J(\theta(k))$, que produz uma resposta de rastreamento mais favorável.	52
Figura 20 PID Adaptivo (Paciente 3): parâmetros PID durante adaptação da busca extremal estocástica em sistema de malha fechada, a evolução da função custo, e a reposta de saída y obtida ultimamente após $k = 3$ iterações. Busca extremal estocástica reduz a função custo $J(\theta(k))$, que produz uma resposta de rastreamento mais favorável.	53
Figura 21 PID Adaptivo (Paciente 4): parâmetros PID durante adaptação da busca extremal estocástica em sistema de malha fechada, a evolução da função custo, e a reposta de saída y obtida ultimamente após $k = 3$ iterações. Busca extremal estocástica reduz a função custo $J(\theta(k))$, que produz uma resposta de rastreamento mais favorável.	53
Figura 22 Melhor resposta obtida para cada indivíduo no último ciclo após o conjunto de iterações – $y(t)$ versus $r(t)$.	54
Figura 23 A resposta de saída y obtida ao longo de $k = 3$ iterações quando um movimento contra-lateral é realizado pelo paciente 5.	55
Figura 24 Resultado do movimento angular da articulação do cotovelo com busca extremal estocástica de quatro pacientes com AVC e seus respectivos erros médios quadrados. O sinal de referência é a linha pontilhada.	55
Figura 25 Paciente 5: Busca Extremal Determinístico baseado no controle PID [3].	59
Figura 26 Paciente 5: Busca Extremal Estocástica baseado no controle PID [3].	59

Figura 27 Resposta em malha aberta para diferentes entradas de degrau de corrente do paciente 5 com atrasos na ordem de 300ms.	60
Figura 28 Programa principal do NMES desenvolvido em Labview 12.0.....	69
Figura 29 Algoritmo de Busca Extremal adaptando o controlador PID	70
Figura 30 Algoritmo de Busca Extremal Estocastica	71
Figura 31 Algoritmo de Busca Extremal Deterministico.....	72

LISTA DE TABELAS

Tabela 1	Descrição Clínica dos Pacientes Pós AVC - Experimento com Busca Extremal Determinística.	38
Tabela 2	Erro Médio Quadrático (RMSE) obtido pelos pacientes com AVC - Resultados com a Busca Extremal Determinística.	39
Tabela 3	Descrição Clínica dos Pacientes pós AVC - Experimento com Busca Extremal Estocástica.	49
Tabela 4	Erro médio quadrado (RMSE) obtido dos pacientes com AVC - Experimento com Busca Extremal Estocástica.	55

LISTA DE SIGLAS E SINAIS DE FÓRMULAS

LISTA DE SIGLAS

PID	Proporcional-Integral-Derivativo	<i>ES</i>	<i>Extremum Seeking</i>
AVC	Acidente Vascular Cerebral	<i>RMSE</i>	<i>Root Mean Square Error</i>
<i>FES</i>	<i>Functional Electrical Stimulation</i>	<i>NMES</i>	<i>Neuromuscular Electrical Stimulation</i>

SINAIS DE FÓRMULAS

Simbolo	Descrição	Simbolo	Descrição
$\theta(t)$	entrada	θ^*	otimizador desconhecido
$\hat{\theta}(t)$	estimador em tempo real	$\tilde{\theta}(t)$	erro de estimação
$e(t)$	erro de saída	$r(t)$	sinal de referência
$J(\theta)$	função custo	$y(t)$	resposta de saída
ω	frequência de perturbação	$\sin(\omega t)$	perturbação determinística
k	número de iteração discreto	$S(\eta(t))$	perturbação estocástica
α_i	amplitude de perturbação	ω_i	frequência de modulação
$\eta(t)$	sinal estocástico	γ	ganho de adaptação
K_p	ganho proporcional	i	entrada i -ésima de um vetor
K_i	ganho integral	a	amplitude de perturbação
K_d	ganho derivativo	k	ganho de adaptação
u	sinal de controle	y^*	valor ótimo estático do mapa

SUMÁRIO

	INTRODUÇÃO	16
1	TRABALHOS ANTERIORES E PROTOCOLO EXPERIMENTAL	23
1.1	Equipamento NMES	24
1.2	Encontrando o Ponto Motor	26
1.3	Sinal de Trajetória para Rastreamento	27
2	BUSCA EXTREMAL DETERMINÍSTICA APLICADA À ELETROESTIMULAÇÃO NEUROMUSCULAR EM PACIEN- TES PÓS ACIDENTE VASCULAR CEREBRAL	30
2.1	Ideia Básica da Busca Extremal Utilizando o Método de Gradiente	30
2.2	Sintonia dos controladores PID via busca extremal determinístico para NMES.....	34
2.2.1	Função Custo e Controlador PID	35
2.2.2	Sintonia PID usando Busca Extremal	36
2.3	Resultado Experimental	37
3	BUSCA EXTREMAL ESTOCÁSTICA APLICADA À ELETROESTIMULAÇÃO NEUROMUSCULAR EM PACIEN- TES PÓS ACIDENTE VASCULAR CEREBRAL	41
3.1	Básico de Busca Extremal Estocástica	41
3.2	Controle PID Adaptativo.....	45
3.2.1	Função Custo e Controlador PID	46
3.2.2	Sintonia Online de Busca Extremal.....	47
3.3	Experimentos.....	50
4	CONCLUSÃO	56
4.1	Resultado da Busca Extremal Determinístico.....	56
4.2	Resultado da Busca Extremal Estocástica	57
4.3	Trabalhos futuros	60

PRODUÇÃO CIENTÍFICA	61
REFERÊNCIAS	63
ANEXO	69

Introdução

“Estava fazendo residência e sempre andava pela Fiocruz. Minha pressão é superbaixa e minha alimentação, por ser nutricionista, era superbalanceada. Eu tinha alguns pontos de estresse e era nítido no meu relacionamento, na minha casa e na residência, que estava bem estressante, bem estressante mesmo! Como não se estressar nesse mundo louco?!”

Foi na época das olimpíadas, era um dia de semana, feriado. Eu estava em casa, e tinha acabado de acordar. Estava mexendo no celular e notei que estava tendo uma fraqueza muito localizada, era uma fraqueza no braço que deixou meu celular cair no chão. E aí peguei de volta e continuei mexendo. Poxa, não deu 10 minutos e o celular caiu no chão de novo, já era o AVC. Aí falei, cara preciso deitar e dormir, porque sei lá, acho que vai passar né. Aquele pensamento que dormindo resolve as coisas, mas se eu dormisse não estaria mais aqui. Então fui deitar e meu namorado perguntou se estava tudo bem. Só falei “aham”, porque nessa hora já não conseguia mais formular uma frase, eu já não tinha mais força no meu corpo e eu também já estava com uma comissura labial, então estava sorrindo torto. Ele já tinha lido antes sobre sintoma de AVC, não sei o porquê e nem pra quê, e viu que os sintomas estavam batendo. Ele ligou para uma ambulância e conversou com um médico que orientou-o a levar-me para o hospital mais perto, porque era um AVC.

Estive lúcida durante todo o tempo, lembro de todo o percurso, lembro de tudo que aconteceu até chegar a emergência e o desenrolar do tratamento.

Fiquei internada por 19 dias. Na minha vida eu nunca havia ficado internada, nunca! Em 27 anos, foi a primeira vez e já cheguei em uma coisa que definia a vida, uma coisa drástica. Foram 4 dias no CTI com toda a equipe do hospital mobilizada pra mim e por mim, porque se tratava de uma pessoa supernova com um quadro supercomplicado de AVC. Não havia alguém no hospital que não sabia do meu caso. Além de ser um hospital federal, fui muito bem atendida, com todos os exames feitos.

Comecei a fazer fisioterapia e terapia ocupacional lá no hospital. Assim que eu saí do CTI e fui pro quarto, já iniciei. E faço até hoje.

Faço terapia até hoje. Eu que sempre me considerei uma pessoa forte, isso me

abalou profundamente, e eu senti necessidade de procurar um psicólogo e me ajuda muito.

Estou sempre me testando. Não deixo a fisioterapia apenas para aqueles momentos (na clínica), vou além disso. Faço em casa, me desafiando e me testando. Quando consigo realizar um novo movimento, incorporo muito rápido no meu dia a dia.

Não ando maravilhosamente bem, hoje ando como uma criancinha que aprendeu a andar, mas estou me acertando. Preciso somente acertar a passada e principalmente ganhar segurança. Hoje faço aula de dança e frequento academia.

Queria muito ganhar o movimento da mão. É algo bem devagar, mas é contínuo. Ganhei alguns músculos nas mãos. Isso se deve a minha terapia continuada em casa, dia após dia, além do consultório.

Eu quero que a ciência e a tecnologia evoluam ainda mais. Espero que toda descoberta e conhecimento construído por alunos de mestrado e doutorado seja repassado para os profissionais que estão na ponta, nos consultórios. E que seja como um casamento ideal, onde o paciente possa ser recompensado com mais anteparo e subsídio e os cientistas também, não apenas financeiramente, ainda que muitas vezes mau remunerados, mas que possam agregar mais conhecimentos em suas carreiras.”

O depoimento acima é de uma paciente que faz tratamento no Departamento de Fisioterapia do Hospital Universitário Clementino Fraga Filho, e apresenta a dificuldade e a superação diária por aqueles acometidos por um Acidente Vascular Cerebral (AVC).

Os efeitos de um acidente vascular cerebral podem incluir déficits motores, sensoriais, mentais, de fala, que podem afetar a qualidade de vida. A gravidade desses efeitos dependerá da localização da artéria lesada, extensão da lesão, idade, nível de atividade antes da lesão, presença de pré-morbididades e tipo de tratamento administrado durante a fase aguda e crônica [4], [5].

O AVC é uma das maiores causas de morte e deficiência adquirida em todo o mundo [6], [7]. A mortalidade varia consideravelmente em relação ao grau de desenvolvimento sócio-econômico [8], sendo que cerca de 85% das mortes ocorrem em países subdesenvolvidos ou em desenvolvimento e um terço dos casos atinge a parcela economicamente ativa da população [9]. Considerando-se a previsão de um crescimento da ordem de 300% da população idosa nas próximas três décadas, concentrado nos países em desenvolvimento, o prognóstico epidemiológico do AVC torna-se ainda mais sombrio [10].

No Brasil, o AVC é a principal causa de morte e sabemos que, no mundo, o AVC é a principal causa de incapacidade em adultos [11]. Assim, após um AVC do qual resultou alguma sequela, devemos focar na reabilitação desse indivíduo para que ele atinja a independência para as atividades da vida diária. Essa reabilitação deve ser iniciada assim que o paciente esteja estável clinicamente, pois a melhora funcional é mais efetiva nos primeiros meses após o AVC [12]. As sequelas resultantes de um AVC envolvem comumente alterações motoras (força muscular) e sensitivas (sensibilidade), prejudicando a mobilidade física. Déficits nas funções cognitivas (por exemplo, memória), visual, emocional, equilíbrio, para alimentação e da fala também podem estar presentes.

O AVC é uma doença totalmente dependente do tempo. Isso quer dizer que quanto mais cedo começar o tratamento, melhor será o prognóstico. De modo típico, a melhora funcional é mais rápida durante os primeiros meses após o AVC que depois [12].

Reabilitação após acidente vascular cerebral foi mostrado ser muito importante na recuperação das funções. No entanto, existem muitas ferramentas que podem ser usadas na reabilitação e mais estudos são necessários para entender seu valor [13].

NMES - ESTIMULAÇÃO ELÉTRICA NEUROMUSCULAR

A estimulação elétrica neuromuscular (NMES) tem potencial para auxiliar o paciente a realizar movimentos que não seriam executáveis sem o auxílio da mesma; possibilitando uma experiência motora que vem demonstrando bons resultados na qualidade de movimentação funcional dos pacientes [14].

Como mencionado em [13], uma das técnicas utilizadas na reabilitação dos pacientes é o NMES que aplica impulsos elétricos exógenos para gerar uma ativação artificial dos neurônios motores [15]. A ativação elétrica é usada para melhorar a resistência à fadiga muscular, aumentando sua força e ajudando indivíduos com distúrbios neurológicos (como pacientes com AVC) a realizar movimentos que não poderiam ser executados.

Em geral, os equipamentos NMES aplicados às clínicas funcionam em malha aberta e seus parâmetros devem ser estabelecidos no início da terapia [16], dificultando a prática clínica. Os níveis de estimulação seguem perfis pré definidos que exigem a presença de um praticante para modificar os parâmetros de estimulação. Requer-se protocolos com o objetivo de aumentar a contração muscular para execução das contrações pretendidas [17]. A fragilidade deste procedimento é que o dispositivo não é capaz de ajustar-se às perturbações do movimento produzido e sempre retorna a mesma parcela de assistência

ao paciente se não houver intervenção terapêutica [18], [19]. Além disso, os dispositivos de malha aberta não estão preparados para promover uma associação adequada por meio de algum erro de realimentação entre o movimento pretendido do sujeito e a ativação artificial fornecida pelo NMES.

Neste sentido, um compensador Proporcional-Integral-Derivativo (PID) ainda é uma estratégia de malha fechada adequada para gerar amplitudes de corrente elétrica NMES com base no deslocamento angular dos membros uma vez que o PID é de implementação simples [19]. Embora controladores PID tenham sido explorados por diversos tipos de sistemas, sua capacidade é frequentemente limitada devido a uma fraca sintonia do processo. Por outro lado, sintonia manual é uma tarefa demorada e métodos analíticos baseados em um conhecimento exagerado do sistema requerem validação experimental para identificação de um modelo aceitável. No entanto, um modelo preciso para NMES não é conhecido e um processo de identificação muito longo ou demorado não é desejável com pacientes em malha aberta [20]. Note que o modelo matemático para um sistema neuromuscular é variante no tempo e altamente não linear [16], isto significa que esta tarefa de modelagem pode tornar-se totalmente improdutiva. O ambiente adverso da modelagem inspira a aplicação de metodologias de controle adaptativo-robustas e técnicas de sintonia automática [20].

IDEIA BÁSICA DO CONTROLE ADAPTATIVO POR BUSCA EXTREMAL

Controle por Busca extremal (*Extremum Seeking* - ES) é um método de otimização em tempo-real sem utilizar o modelo da planta. Existem muitas versões de busca extremal, com várias abordagens para o estudo de estabilidade [21–23]. A versão mais comum emprega sinais de perturbação com o propósito de estimar o gradiente do mapeamento desconhecido que está sendo otimizado relacionado com alguma função custo. Para entender a ideia básica da busca extremal, consideramos o caso de uma única entrada estática do mapeamento na forma quadrática, como mostra a Figura 1. Três diferentes θ 's aparecem na Figura 1: θ^* é o otimizador desconhecido do mapa, $\hat{\theta}(t)$ é o estimador em tempo real de θ^* , e $\theta(t)$ é a entrada atual do mapa. A entrada atual $\theta(t)$ é baseada no seu valor estimado $\hat{\theta}$, sendo este perturbado pelo sinal $asen(\omega t)$ com o propósito de estimar o gradiente desconhecido $f''(\theta - \theta^*)$ de um mapa $f(\theta) - f^* + \frac{f''}{2}(\theta - \theta^*)^2$, por exemplo. A senóide é apenas uma das escolhas do sinal de perturbação - muitas outras perturbações,

de onda quadrada a ruído estocástico, podem ser usados em vez de senóides, desde que tenham média zero [1]. A estimativa $\hat{\theta}$ é gerada com o integrador k/s com o ganho de adaptação k controlando a velocidade de estimação. O algoritmo de busca extremal é bem sucedido se o erro entre a estimativa $\hat{\theta}(t)$ e o desconhecido θ^* , isto é, o sinal converge para zero ou alguma vizinhança pequena da origem.

$$\tilde{\theta}(t) := \hat{\theta}(t) - \theta^* \quad (1)$$

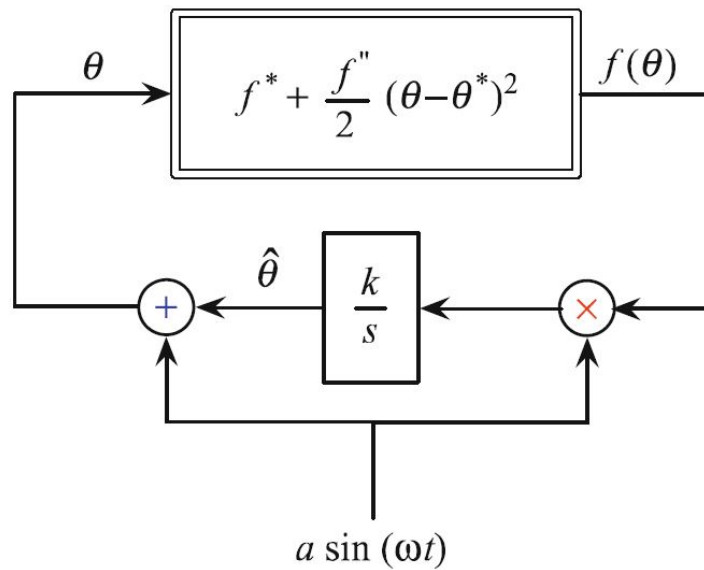


Figura 1: Diagrama de blocos da busca extremal determinística para um mapa estático usando perturbação periódica. O esquema mais simples de perturbação de busca extremal para uma mapeamento quadrático com uma única entrada $J(\theta) = f^* + \frac{f''}{2}(\theta - \theta^*)^2$, onde f^*, f'', θ^* são todos desconhecidos. O usuário somente precisa saber o sinal de $f'' (> 0)$, ou seja, se o mapa quadrático tem um mínimo, tem que escolher um ganho de adaptação k tal que $sgn(-k) = -sgn(f'')$. O usuário tem que escolher também a frequência ω tão relativamente grande comparado com a, k e f'' . Em relação ao símbolo s de Laplace, com algum abuso da notação, misturamos o domínio da frequência e do tempo para brevidade e clareza do conceito, ou seja, o integrador da função de transferência k/s no diagrama de blocos deve ser entendido como um operador no domínio do tempo - Figura obtida em [1].

Embora ES tenha sido extensamente usado para diversas aplicações em engenharia, [24], [25], [26], [27], [28], [29], [30], vale a pena mencionar que ES foi utilizado na literatura de NMES somente para gerar a trajetória desejada [31] ou identificar os parâmetros de estimulação para a regulação do *set point* [32] em testes de malha aberta. Até onde sabemos, esta dissertação é o primeiro trabalho que propôs o uso da busca extremal (determinística e estocástica) como uma ferramenta para adaptação do controlador PID em malha fechada para NMES, incluindo validação experimental em pacientes pós AVC.

Estrutura do Trabalho

O Capítulo 1 aborda uma das principais causas de mortes no Brasil, o AVC. É discutido suas sequelas, como o aumento do tônus muscular resultando a instalação da espasticidade. É apresentando o NMES como uma das ferramentas utilizadas na reabilitação de pacientes. E finaliza-se este capítulo explicando a técnica de busca extremal, que será aplicada para controlar a eletroestimulação neuromuscular em pacientes acometidos pelo AVC.

O capítulo 2 traz o histórico deste projeto, desde a origem até o início dos experimentos para esta dissertação. Ao leitor é apresentado o protocolo utilizado em todos os testes: trajetória a ser alcançada, equipamento de eletroestimulação desenvolvido, aparato mecânico utilizado e a identificação do ponto motor para otimizar o uso dos eletrodos. Dois experimentos reais atentam para a necessidade de um controle adaptativo. O primeiro, sem estimulação, o paciente não consegue desenvolver o movimento devido suas limitações já conhecidas. No segundo, com eletroestimulação, é utilizado um controlador PID com ganhos fixos que ao longo do tempo, mostra-se ineficiente.

No Capítulo 3 é explicada a técnica de busca extemal determinística que foi aplicada à eletroestimulação neuromuscular. Teoria, simulação e experimentos realizados em 8 pacientes com espasticidade após AVC.

No Capítulo 4 é apresentada a técnica de busca extemal estocástica que foi aplicada à eletroestimulação neuromuscular. Teoria, simulação e experimentos realizados em 5 pacientes com espasticidade após AVC. Dados experimentais mostram a adaptação dos parâmetros do controlador PID e a evolução da função custo enquanto o erro de rastreamento da trajetória vai se aproximando a zero.

O último Capítulo faz a comparação entre as duas técnicas apresentadas anteriormente e sugere ponto de melhoria percebida em ambas as técnicas.

1 TRABALHOS ANTERIORES E PROTOCOLO EXPERIMENTAL

O eletroestimulador apresentado na Figura 2 foi desenvolvido no Laboratório de Instrumentação Biomédica (LIB), localizado na Universidade Federal do Rio de Janeiro (UFRJ) como projeto de final de curso do aluno Anderson Francisco da Costa Souza [2] e coordenado pelo Prof. Alexandre Pino Visintainer.

A concepção do projeto foi elaborada pelo Dr. João Catunda [33], onde foi desenvolvido um sistema de estimulação elétrica de malha fechada, utilizando um controlador PID e um aparato mecânico conforme apresentado na Figura 3, com objetivo de auxiliar pacientes hemiparéticos na execução de exercícios coordenados de membro superior, ativando o bíceps e o tríceps braquial. Além do hardware, Catunda [33] elaborou o software que faz a integração entre o aparato e o eletroestimulador, além de servir como interface de ajustes dos parâmetros de controle e criação do perfil de estimulação.

Willian Barbosa, em sua dissertação [34], apresenta uma variedade de controladores para rastrear uma trajetória desejada. Entre eles, apresenta o controlador PID, algoritmos genéticos, busca extremal, MRAC e controle por modos deslizantes.

Em seu projeto final de graduação, Luiz Costa [35], apresentou o estudo de controle por busca extremal determinístico, aplicando esta técnica com sucesso apenas em voluntários saudáveis.

Esta dissertação de mestrado, apresenta o controle de busca extremal determinística e estocástica com aplicação ao sistema NMES, desenvolvido por [33], em pacientes acometidos pelo AVC, sob o comitê de ética do Hospital Universitário Clementino Fraga Filho (número 92/09). Esta dissertação também mostra novos experimentos com busca extremal determinístico quando comparado à [35] e no Capítulo 4 (Conclusões) comparamos os resultados dos experimentos obtidos aqui com os dois tipos de controladores. Todos os pacientes participantes deste experimento, foram recrutados pelo departamento de fisioterapia da UFRJ coordenado pela Professora Ana Fontana com o apoio e orientação de suas alunas de mestrado.

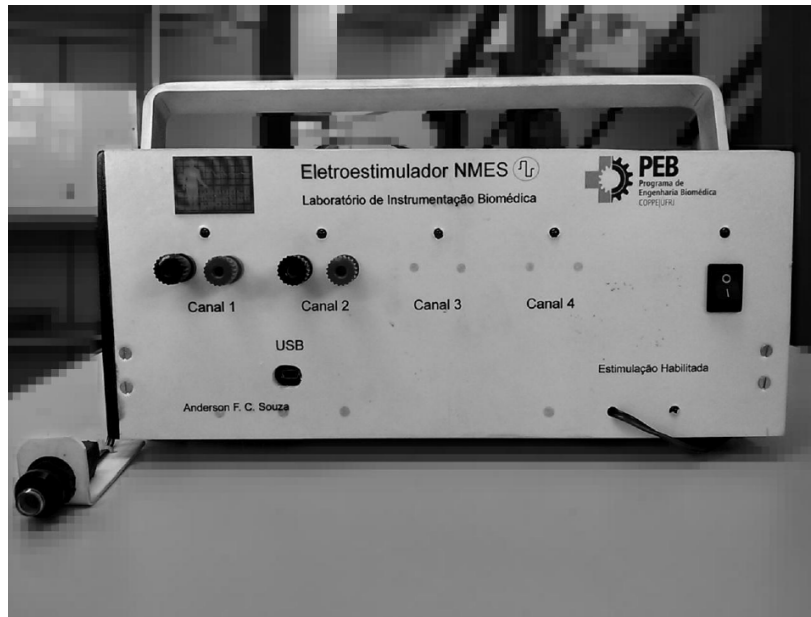


Figura 2: Protótipo do eletroestimulador desenvolvido no LIB - Laboratório de Instrumentação Biomédica da Universidade Federal do Rio de Janeiro - Figura obtida em [2].

1.1 Equipamento NMES

Um dispositivo NMES customizado com comunicação USB foi desenvolvido. Resumidamente, seu módulo analógico é um amplificador de transcondutância, que produz uma corrente retangular bifásica com uma amplitude controlada por uma tensão. Para restringir o movimento dos braços dos pacientes, um dispositivo leve foi construído (Figura 3). Ele mede o ângulo da articulação do cotovelo usando um goniômetro (A) e permite ajustes mecânicos ao comprimento do braço (C) e distância lateral entre os dois membros (D).

A estimulação é uma função de transferência de carga para o músculo, que depende da amplitude do pulso, duração e frequência. Os pulsos NMES são balanceados e simetricamente bifásico com largura de pulso de $350 \mu\text{s}$ à 45-Hz. O controlador somente modula a amplitude de corrente a cada pulso. Este padrão impede processos galvânicos que podem causar danos nos tecidos.

O equipamento NMES tem dois canais, controlados via porta usb e uma interface de usuário foi desenvolvida em LabVIEW 12.0 (National Instruments, EUA), que também lê os dados de um goniômetro através do módulo de aquisição de dados NI USB-

6009, que possui um conversor analógico-digital de 14 bits (National Instruments, EUA). O programa desenvolvido nesta aplicação encontra-se no Anexo. Um microcontrolador PIC32MX795F512L (Microchip, EUA) é usado para controlar o equipamento NMES.

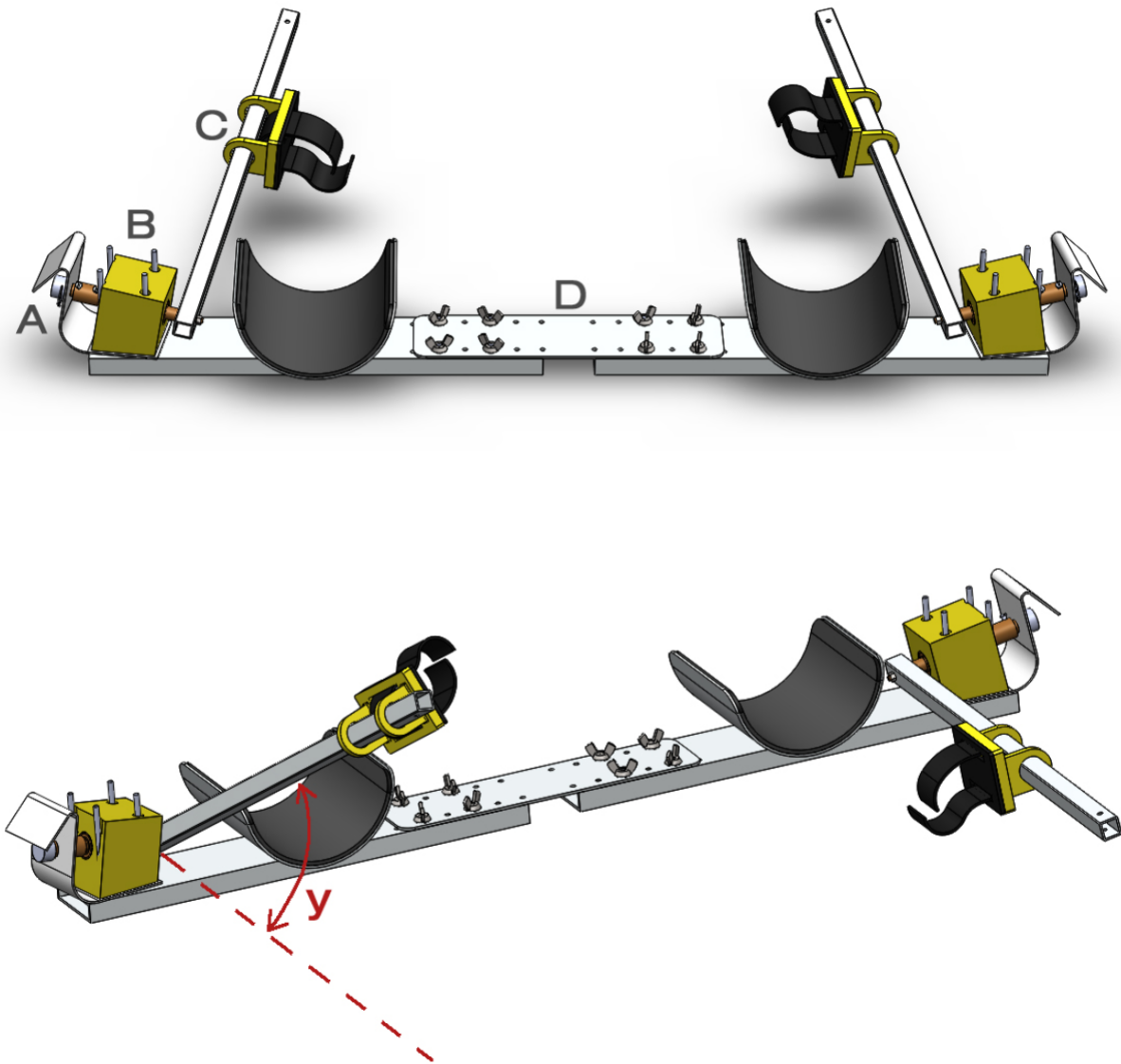


Figura 3: Aparato mecânico para testes experimentais NMES. O ponto *A* na imagem indica um goniômetro (potenciômetro simples) ligado a um eixo de aço *B* permitindo leituras de deslocamento angular. Letra *C* mostra que a fixação do pulso tem uma liberdade linear de movimento ao longo da haste quadrada de alumínio, enquanto *D* indica que há um ajuste para a distância lateral dos cotovelos. Na imagem acima, o ângulo de articulação controlada, indicada por y , e o equipamento NMES é apresentado.

1.2 Encontrando o Ponto Motor

É essencial a identificação do ponto motor para otimização da eletroestimulação neuromuscular [36], [37] e o método de identificação do ponto motor do experimento desta dissertação é descrito a seguir.

O procedimento consiste em estimular o músculo utilizando um eletrodo fixo de $5\text{ cm} \times 5\text{ cm}$, colocado acima da extremidade distal do membro (em direção à mão), e um eletrodo caneta de 1 cm^2 . A amplitude do pulso de estimulação, com frequência de 1-Hz, foi aumentada gradativamente enquanto o eletrodo caneta era posicionado em diversos pontos do músculo do paciente até que fosse observada contração muscular, como pode ser verificado o procedimento sendo realizado na Figura 4. O ponto onde o eletrodo caneta causava a maior contração muscular era marcado, e o segundo eletrodo era fixado neste local.

Cada músculo é estimulado progressivamente até o ponto em que o sujeito entendia seu limite, antes que o desconforto fosse alcançado ou quando a corrente é suficiente para produzir movimentos completos de flexão e extensão do cotovelo. Todos os pacientes foram instruídos a não exceder seus limites durante os experimentos.

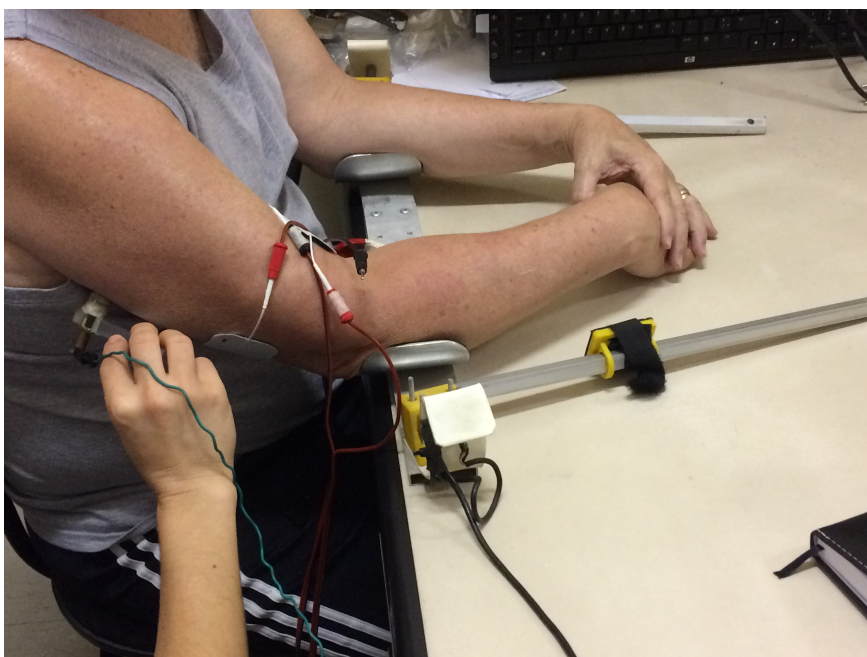


Figura 4: Procedimento de detecção do ponto motor.

1.3 Sinal de Trajetória para Rastreamento

O sinal de referência, de forma trapezoidal, mostrado na Figura 5 foi utilizado em todos os experimentos como trajetória a ser seguida pelo braço do paciente. Cada rampa de flexão e extensão tem uma velocidade angular de 15° por segundo até o ângulo máximo de 45° , e então retorna para o ponto de partida na mesma velocidade angular.

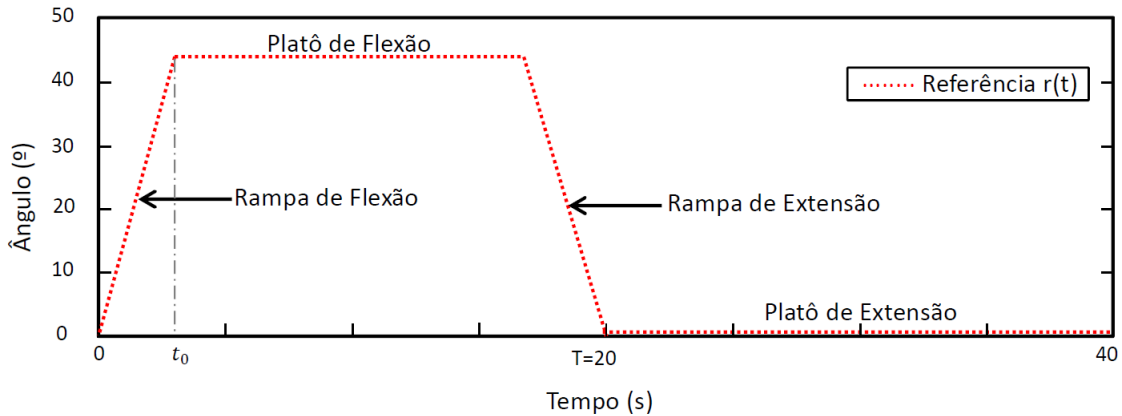


Figura 5: Gráfico do sinal de referência e suas divisões.

Movimentos unilaterais foram feitos com um dos braços recebendo a eletroestimulação. O erro do sinal de saída

$$e(t) := r(t) - y(t), \quad (2)$$

foi calculado usando a diferença entre o sinal de referência (r) e a posição angular do cotovelo controlado (denotado por y), medido com um goniômetro (modelo L4 DRALOWID R500 lin 61H) – veja Figura 3.

A expressão para computar o erro médio quadrático é dado por $RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (y_i - r_i)^2}{N}}$, com N sendo o número de amostras obtidas dentro do intervalo de interesse. A janela de tempo usada é $T = 40$ segundos para cada ciclo.

Na Figura 6 verifica-se a condição para início do experimento. O sujeito encontra-se posicionado no aparato, que ajuda na condução do movimento do braço e eletrodos devidamente fixados no bíceps (saída do canal 1 do equipamento NMES) e tríceps (saída do canal 2 do equipamento NMES).

Um computador tem sido usado para controlar a amplitude, largura de pulso e frequência da estimulação da corrente elétrica.

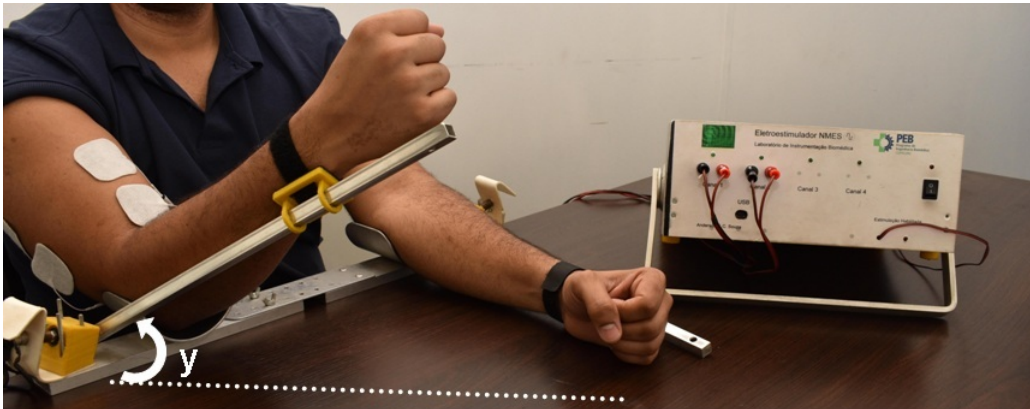


Figura 6: Aparato mecânico.

A ideia básica dos experimentos apresentados nesta dissertação é que o membro superior com paresia, do paciente acometido pelo AVC, receba estímulos elétricos no bíceps e tríceps (através de eletrodos) para rastrear a trajetória da Figura 5 com o aparato mecânico da Figura 6. O resultado do experimento com um paciente sem o auxílio do NMES é mostrado na Figura 7.

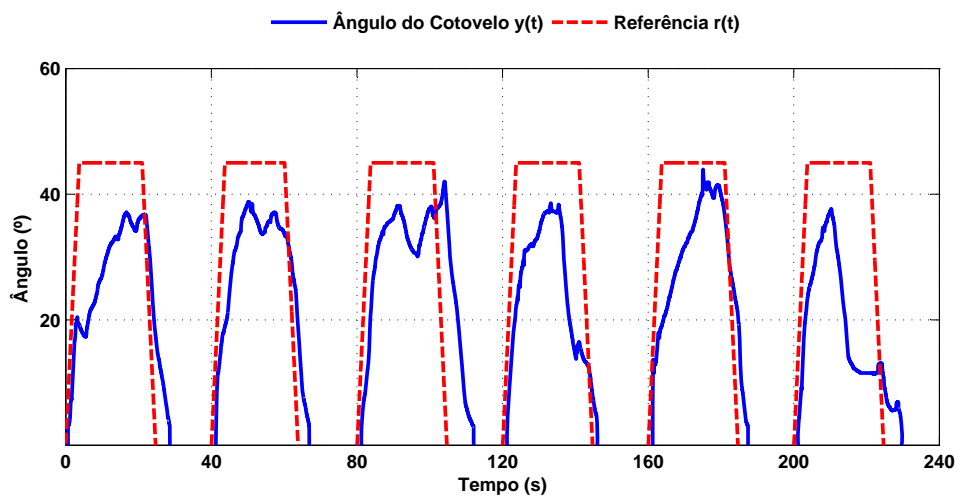


Figura 7: O gráfico retrata o movimento angular da articulação do cotovelo realizado pelo paciente 5 com AVC sem a ajuda do controlador NMES proposto. Pode ser visto que o paciente não é capaz de contrair ativamente o braço para a posição final de flexão.

A Figura 8, mostra a resposta de saída utilizando ganhos PID fixos. O resultado evidencia a necessidade de um controle adaptativo ao longo do experimento porque estamos controlando um sistema não-linear e variante no tempo.

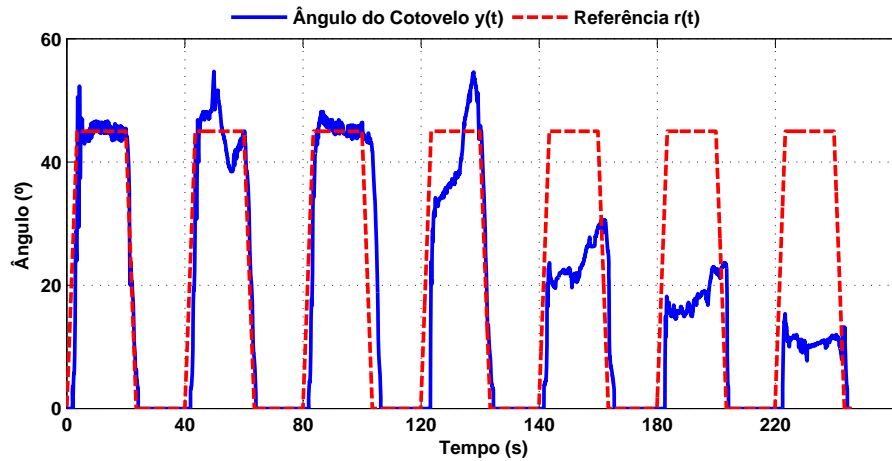


Figura 8: Resposta do Paciente 5 com ganhos PID fixos ($K_p = 1, K_i = 1, K_d = 1$), não garantindo um rastreamento aceitável da trajetória após 120 segundos.

Os próximos capítulos apresentam as técnicas de controle de busca extremal, com perturbações periódicas e estocásticas, de modo a ajudar o paciente desempenhar a trajetória trapezoidal e auxiliar o seu tratamento de fisioterapia.

2 BUSCA EXTREMAL DETERMINÍSTICA APLICADA À ELETROESTIMULAÇÃO NEUROMUSCULAR EM PACIENTES PÓS ACIDENTE VASCULAR CEREBRAL

2.1 Ideia Básica da Busca Extremal Utilizando o Método de Gradiente

Existem muitas versões de busca extremal, com várias abordagens para os seus estudos de estabilidade. A versão mais comum emprega um sinal de perturbação com o propósito de estimar o gradiente de um mapa desconhecido que está sendo otimizado [1].

Para entender a ideia básica da busca extremal, é melhor considerar primeiramente o caso de um mapa de forma quadrática com entrada única, como mostra na Figura 9 .

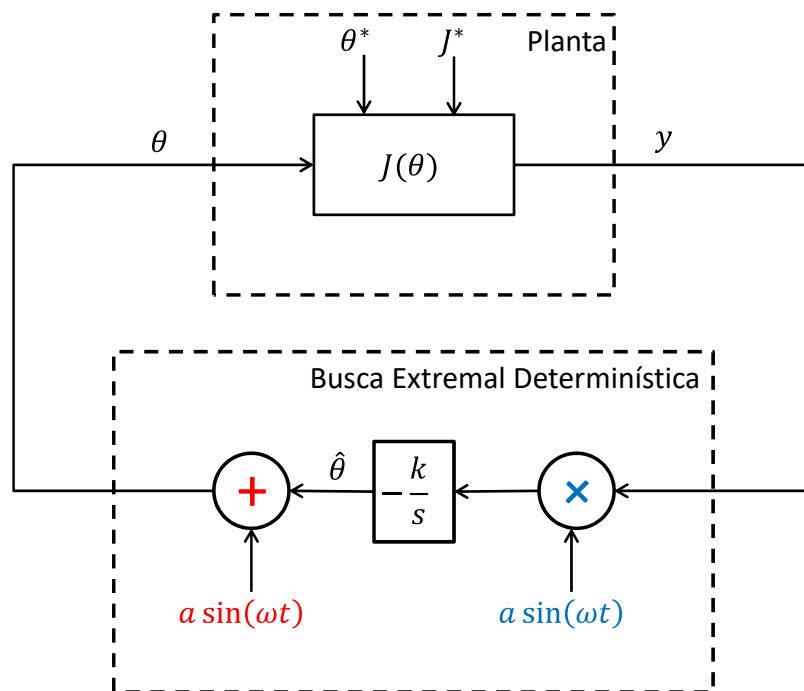


Figura 9: Diagrama de blocos da busca extremal determinística de um mapa estático usando perturbação periódica. A perturbação mais simples de busca extremal para um mapa quadrático de entrada única.

Três diferentes thetas aparecem na Figura 9: θ^* é o otimizador desconhecido do mapeamento, $\hat{\theta}(t)$ é a estimativa em tempo real de θ^* e $\theta(t)$ é a real entrada do mapeamento. A entrada θ é baseada na estimativa $\hat{\theta}(t)$, mas é perturbada pelo sinal $a \sin(\omega t)$ com a finalidade de estimar o gradiente desconhecido $f'(\theta - \theta^*)$ do mapa $f(\theta)$. A senóide

é apenas uma escolha para uma perturbação. Muitas outras perturbações, desde ondas quadradas a ruído estocástico, podem ser usadas em vez de senóides, desde que sejam de média zero. A estimativa $\hat{\theta}(t)$ é gerada com o integrador k/s com o ganho de adaptação k controlando a velocidade de estimação.

O algoritmo *ES* é bem sucedido se o erro entre a estimativa $\hat{\theta}(t)$ e o desconhecido θ^* , ou seja, o sinal

$$\tilde{\theta}(t) := \hat{\theta}(t) - \theta^* \quad (3)$$

converge para zero. Com base na Figura 9, a estimativa é governada pela equação diferencial $\dot{\hat{\theta}} = k \sin(\omega t) f(\hat{\theta})$, o que significa que o erro de estimativa é governado por

$$\frac{d\tilde{\theta}}{dt} = ka \sin(\omega t) \left[f^* + \frac{f''}{2} \left(\tilde{\theta} + a \sin(\omega t) \right)^2 \right]. \quad (4)$$

Expandindo o lado direito, obtém-se

$$\begin{aligned} \frac{d\tilde{\theta}}{dt} &= ka f^* \sin(\omega t) + ka^3 \frac{f''}{2} \sin^3(\omega t) \\ &+ ka \frac{f''}{2} \sin(\omega t) \tilde{\theta}(t)^2 + ka^2 f'' \sin^2(\omega t) \tilde{\theta}(t). \end{aligned} \quad (5)$$

Um procedimento de tempo médio teoricamente rigoroso permite substituir os sinais sinusoidais acima por suas médias, produzindo o “sistema médio” [38]:

$$\frac{d\tilde{\theta}_{\text{av}}}{dt} = \frac{k f'' a^2}{2} \tilde{\theta}_{\text{av}}, \quad (6)$$

que é exponencialmente estável. A teoria da média garante que existe ω suficiente grande tal que, se a estimativa inicial $\hat{\theta}(0)$ é suficiente próxima do θ^* desconhecido,

$$|\theta(t) - \theta^*| \leq |\theta(0) - \theta^*| e^{\frac{k f'' a^2}{2} t} + \mathcal{O}(1/\omega) + a. \quad (7)$$

Para o usuário, a inequação (7) garante que se a for escolhido pequeno e ω for escolhido grande, a entrada $\theta(t)$ converge exponencialmente para um pequeno intervalo em torno do θ^* desconhecido e, conseqüentemente, a saída $f(\theta(t))$ converge para a vizinhança da saída ótima f^* .

A busca extremal se estende de maneira relativamente simples do mapa estático

para o sistemas dinâmicos, desde que as dinâmicas estáveis e os parâmetros do algoritmo de busca extremal são escolhidos de modo que as dinâmicas do algoritmo sejam mais lentas que as da planta. Na presença de dinâmica, o mapa de equilíbrio vai satisfazer as mesmas condições que no mapa estático e, portanto, a convergência é garantida. A principal diferença é que o limite superior para $|\theta(t) - \theta^*|$ em (7) deve conter um termo exponencial com taxa de decaimento mais lenta e o ajuste residual de ordem $\mathcal{O}(\omega)$.

A análise de estabilidade na presença de dinâmica emprega ambos, média e perturbação singular, em uma ordem específica. As diretrizes para a seleção dos parâmetros do algoritmo seguem algumas análises. As diretrizes apresentadas em [39] garantem que a dinâmica da planta esteja em uma escala de tempo rápida, as perturbações esteja em uma escala de tempo médio e o algoritmo de busca extremal em uma escala de tempo lento.

A implementação no domínio do tempo da versão multivariável do algoritmo de busca extremal discreta na Figura 11 é dado por [39]:

$$\begin{aligned}\hat{\theta}_i(k+1) &= \hat{\theta}_i(k) - \gamma\alpha_i \sin(\omega_i k)[J(\theta(k))], \\ \theta_i(k+1) &= \hat{\theta}_i(k+1) + \alpha_i \sin(\omega_i(k+1)),\end{aligned}\tag{8}$$

onde k é o número de iteração discreto e o subscrito i indica a entrada i -ésima de um vetor. O ganho de adaptação γ e α_i é a amplitude de perturbação. Estabilidade e convergência são influenciadas pelos valores de γ , α_i e a forma da função custo $J(\theta)$ perto do mínimo. A frequência de modulação ω_i é escolhida tal que

$$\omega_i = \bar{\omega}^i \pi,\tag{9}$$

onde satisfaz $0 < \bar{\omega} < 1$.

A Figura 10 mostra o resultado da simulação do exemplo de uma dimensão ($\alpha_1 = a$ e $\omega_1 = \omega$) do algoritmo de busca extremal de tempo discreto considerando um mapa escalar estático simples $J(\theta) = (\theta - \theta^*)^2$ e $\theta^* = 5$, com estimação inicial de entrada $\hat{\theta}(0) = 2$. O algoritmo de busca extremal com perturbação periódica foi escolhida com os parâmetros $\omega = 2$, $\gamma = 0.01$, e $a = 0.1$.

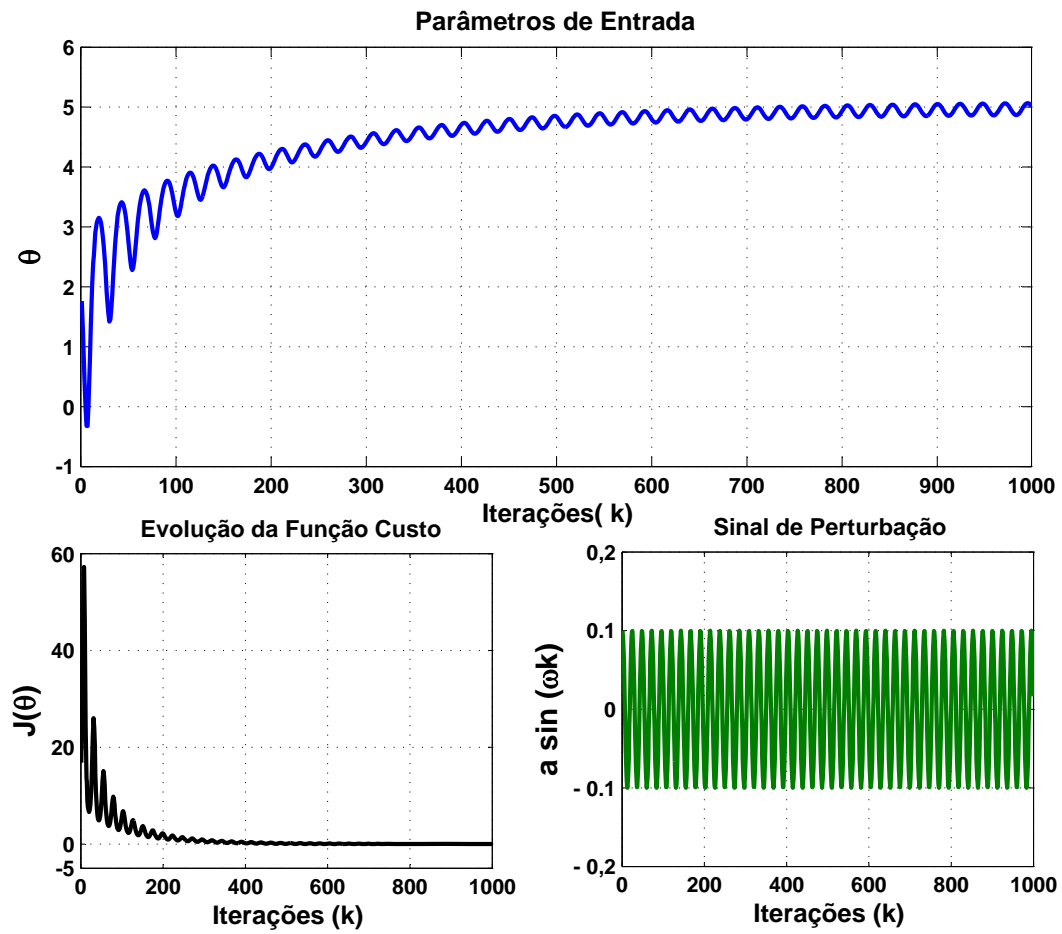


Figura 10: Convergência de θ para um extremo $\theta^* = 5$ e minimização da função custo $J(\theta)$ sob um sinal de perturbação determinístico (periódico) $a \sin(\omega k)$.

2.2 Sintonia dos controladores PID via busca extremal determinístico para NMES

Nesta seção, apresentamos um método de otimização em tempo real de uma resposta trapezoidal de um sistema em malha fechada que consiste de um controlador PID-NMES e um sistema neuromotor humano desconhecido com uma versão discreta do algoritmo de busca extremal tempo real, como apresentado na Seção 2.1.

Especificamente, a busca extremal minimiza uma função custo que quantifica o desempenho do controlador PID e modifica iterativamente os argumentos da função de custo (os parâmetros PID) de modo que sua saída atinja um mínimo local, conforme ilustrado no diagrama de blocos na Figura 11.

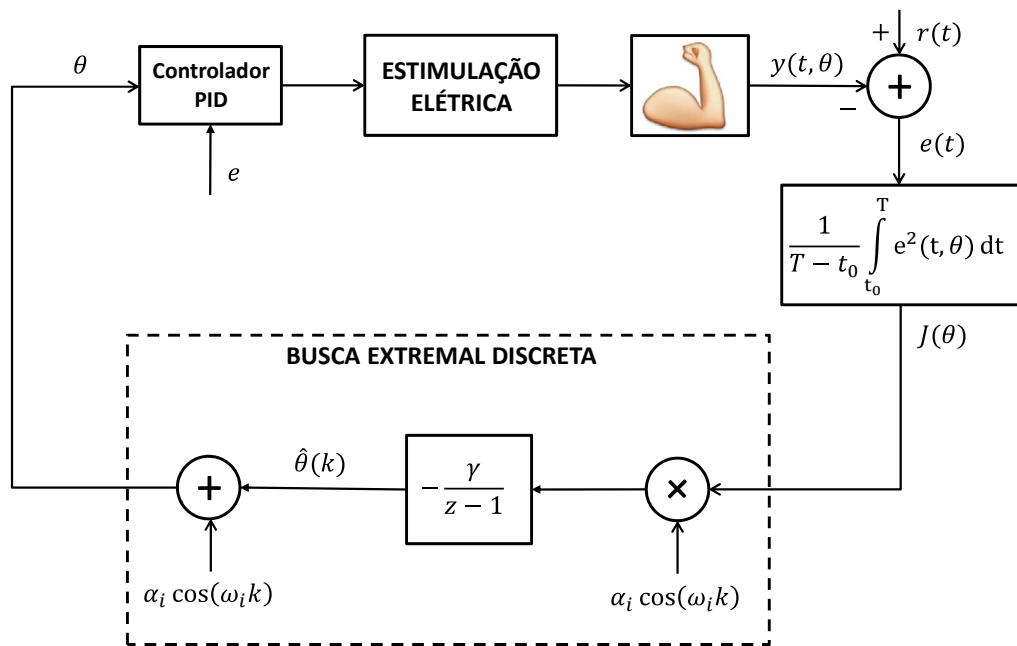


Figura 11: Diagrama de blocos de um sistema de malha fechada para NMES usando busca extremal determinístico em tempo discreto, onde $\alpha_i \sin(\omega_i k)$ é o vetor de perturbação.

2.2.1 Função Custo e Controlador PID

A função custo é avaliada na conclusão de cada resposta trapezoidal do experimento. Foi considerada a seguinte função custo:

$$J(\theta) := \frac{1}{T - t_0} \int_{t_0}^T e^2(t, \theta) dt, \quad (10)$$

com o erro de saída de (2), parametrizado em θ , sendo a diferença entre o sinal de referência e o sinal de saída do sistema de malha fechada $e(t, \theta) = r(t) - y(t, \theta)$, e

$$\theta := [K, T_i, T_d]^T \quad (11)$$

sendo os parâmetros PID.

A função $J(\theta)$ dado em (10) considera o sinal de erro $e(t, \theta)$ sobre o intervalo de tempo $[t_0, T]$. Por escolher t_0 como um instante de tempo que a resposta trapezoidal do sistema de malha fechada que atinge o platô de flexão (veja a Figura 5), $J(\theta)$ negligencia a resposta do transiente inicial. Assim, o controlador de busca extremal é adaptado para minimizar o erro após esta fase. Claro, $t_0 = 0$ também pode ser escolhido de modo que $J(\theta)$ coloca ponderação diferente de zero no transiente inicial.

Foi utilizado um controlador PID padrão, em particular o termo derivativo atua no erro de saída medido (incluindo o sinal de referência). Este controlador PID evita grande esforço de controle uma vez que o sinal de referência é escolhido como uma função trapezoidal com derivada de primeira ordem limitada.

A operação ótima deste tipo de processo é complicado de atingir, principalmente devido à sua natureza altamente não linear e pela dinâmica substancial não modelada presente no sistema neuromuscular. Desta forma, otimização e controle são ferramentas fundamentais para enfrentar plantas desconhecidas. Esta pesquisa propõe um controle de busca extrema baseado em sinais de perturbação periódica para adaptar os parâmetros de controle PID conectados ao sistema de malha fechada e minimizar a função de custo que é escolhida para refletir os atributos do desempenho desejado. O controlador é parametrizado como:

$$u(t) = K_p e(t) + K_i \int_0^t e(\tau) d\tau + K_d \frac{de(t)}{dt}, \quad \forall t \geq 0, \quad (12)$$

onde $u(t)$ é o sinal de controle e as constantes

$$K_p = K > 0 \quad (13)$$

$$K_i = \frac{K}{T_i} > 0 \quad (14)$$

$$K_d = KT_d > 0 \quad (15)$$

são os ganhos proporcional, integral e derivativo.

2.2.2 Sintonia PID usando Busca Extremal

A função custo $J(\theta)$ deve ser entendida com um mapeamento dos parâmetros PID K , T_i , e T_d para desempenho do rastreamento. Outra possibilidade deve ser otimizar K_p , K_i , e K_d diretamente. Busca extremal é baseado em um método sem modelagem que modifica a entrada θ da função custo $J(\theta(k))$ iterativamente para sintonizar o controlador PID e alcançar um mínimo local.

O experimento de resposta trapezoidal é executado iterativamente. No algoritmo descrito em (8), a função custo $J(\theta(k))$ é calculada na conclusão do experimento da resposta trapezoidal. O algoritmo de busca extremal usa $J(\theta(k))$ para computar os novos parâmetros do controlador $\theta(k)$. Outro experimento (ciclo) com função trapezoidal é então realizado com os novos parâmetros do controlador, e o processo continua iterativamente.

A busca extremal alcança essa otimização perturbando sinusoidalmente os parâmetros de entrada $\theta(k)$ do sistema e então estimando o gradiente $\nabla J(\theta(k))$. Percebe-se que k é o índice do experimento de resposta trapezoidal enquanto que t é a variável de tempo contínuo dentro de um experimento individual de resposta trapezoidal. O gradiente é determinado pela demodulação do sinal de tempo discreto $J(\theta(k))$ através da multiplicação de uma senóide em tempo discreto $\alpha_i \sin(\omega_i k)$ de mesma frequência que o sinal aditivo de perturbação. Este procedimento estima o gradiente por meio da remoção da porção de $J(\theta(k))$ que surge devido a perturbação dos parâmetros estimados $\hat{\theta}(k)$ (veja a seção 2.1). A informação do gradiente é então usada para modificar os parâmetros de entrada na próxima iteração; especificamente, a estimação do gradiente é integrada com o tamanho do passo γ , gerando uma nova estimativa de parâmetro $\hat{\theta}(k)$. O integrador executa ambos a função de adaptação e atua como um filtro passa-baixo.

2.3 Resultado Experimental

Resultados experimentais são apresentados para validar o controlador NMES proposto seguindo o protocolo no capítulo 1. Uma referência trapezoidal com múltiplos ciclos descritos na Figura 5 é explorado nos experimentos. O objetivo do controlador é a reabilitação motora de pacientes com AVC, onde movimentos simples e cíclicos são aplicados para treinamento motor [20]. Oito pacientes com AVC foram recrutados. Como mostra na Tabela 1, os pacientes com AVC foram classificados de acordo com as escalas de Ashworth e avaliação de Rankin Fugl Meyer (veja [40], [41] e [42], respectivamente). Os gráficos da Figura 12 apresenta o sinal de rastreamento dos pacientes **P1** à **P8**. Por exemplo, Figura 13 e Figura 14 mostram o sinal representativo de um dos pacientes com AVC (Paciente 3). Um pequeno erro em regime permanente bem como um baixo percentual de ultrapassagem pode ser notado que após a adaptação proposta pelo sistema tinha minimizado a função de custo (10) em $k = 4$ iterações, com $t_0 = 5$ e $T = 20$ para cada ciclo da curva trapezoidal.

Nos experimentos, os músculos são eletricamente estimulados para prover um movimento unilateral dos braços do sujeito para rastrear o ângulo de referência. Para cada estimulação elétrica, ambos os canais de controle que estimulam os músculos bíceps e tríceps devem ser usados. Como o sistema em questão é sempre positivo (as variáveis do sistema não assumem valores negativos), o sinal de controle é dividido em dois: partes positiva e negativa. O primeiro é aplicado ao bíceps, gerando movimentos ascendentes, enquanto o segundo, quando aplicado ao tríceps, gera movimentos descendentes. Observe o zoom na Figura 14.

Foi implementado o controlador (12) com ganho sendo adaptado de acordo com (8). Diferentes valores iniciais para os ganhos K_p , K_i e K_d do controlador PID foram escolhidos para cada paciente. Os parâmetros da busca extremal determinística em (8) e (9) foram ajustados para $\alpha_1 = \alpha_2 = 0.5$, $\gamma = 0.01$, e $\bar{\omega} = 0.8$. O sinal de controle u foi saturado de acordo com o desconforto de cada paciente. Os resultados ratificam as vantagens da adaptação do controlador PID sobre um controlador PID com ganhos fixos (resultado obtido no primeiro ciclo). As curvas de resposta ratificam o comportamento melhorado do esquema de controle proposto, mesmo neste cenário adverso para NMES.

Assim como em [3], que utilizou busca extremal determinística em voluntários saudáveis, a porção derivativa do PID adaptativo para todos os pacientes pós AVC é

novamente pouco ativado durante os experimentos.

Tabela 1: Descrição Clínica dos Pacientes Pós AVC - Experimento com Busca Extremal Determinística.

Sujeito	Idade	Gênero	Tempo de Lesão	Hemiparesia
P1	58	F	208 meses	E
P2	35	M	33 meses	D
P3	67	M	40 meses	D
P4	40	M	137 meses	E
P5	28	F	84 meses	D
P6	59	F	177 meses	E
P7	53	M	150 meses	D
P8	59	M	29 meses	E

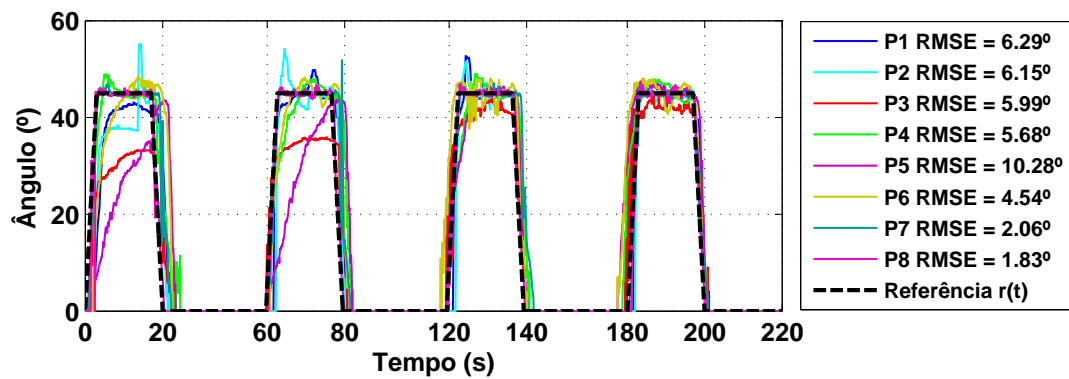


Figura 12: Resultado do movimento angular da articulação do cotovelo com busca extremal determinístico de oito pacientes com AVC e seus erros individuais de RMS. O sinal de referência é representado pela linha tracejada.

Tabela 2: Erro Médio Quadrático (RMSE) obtido pelos pacientes com AVC - Resultados com a Busca Extremal Determinística.

RMSE	P1	P2	P3	P4	P5	P6	P7	P8
1º ciclo	12.73°	11.36°	12.50°	5.75°	19.47°	8.94°	3.13°	3.62°
2º ciclo	7.61°	9.42°	8.87°	7.44°	18.22°	7.83°	3.50°	1.85°
3º ciclo	6.85°	7.40°	4.89°	8.43°	9.18°	2.87°	2.05°	1.86°
4º ciclo	7.04°	5.48°	4.81°	5.50°	6.80°	3.95°	2.78°	2.61°

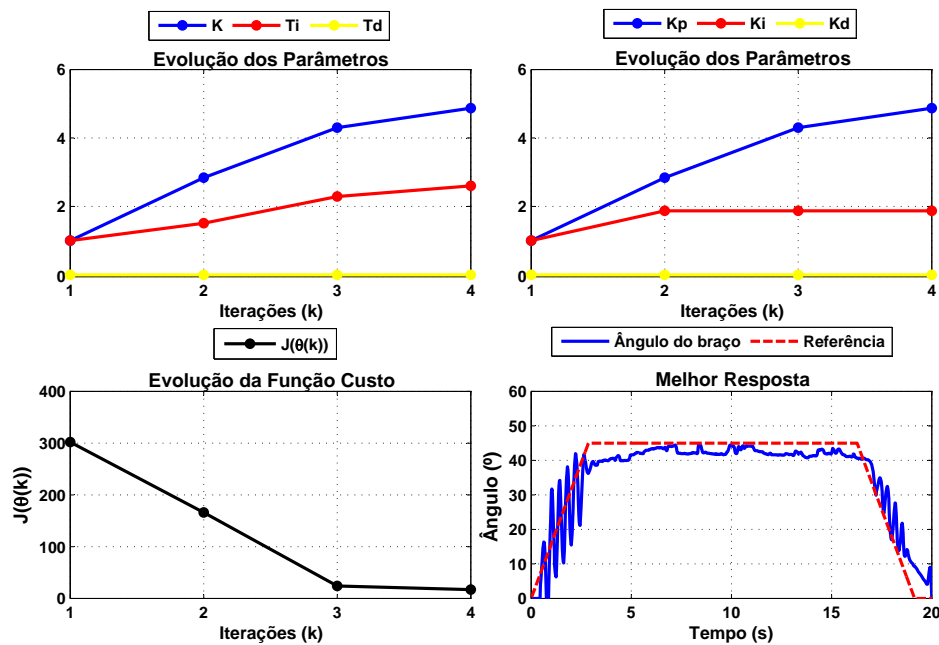


Figura 13: PID adaptativo (Paciente 3): parâmetros PID durante adaptação da busca extremal do sistema com malha fechada, a evolução da função custo, e a melhor resposta y obtida após $k = 4$ iterações. A busca extremal reduz a função custo $J(\theta(k))$, que produz uma resposta de rastreamento mais favorável. Observe que a porção derivativa mau é ativada durante os experimentos.

O erro RMS dos sinais de rastreamento para os oito pacientes com AVC foi calculado e está disponível na Tabela 2. Os testes indicam que o erro RMS é menor para o último ciclo de avaliação da proposta Controlador PID baseado em busca extremal quando comparado ao primeiro ciclo, representando uma redução de 64% em termos do erro RMS (de 8.94° to 3.21°).

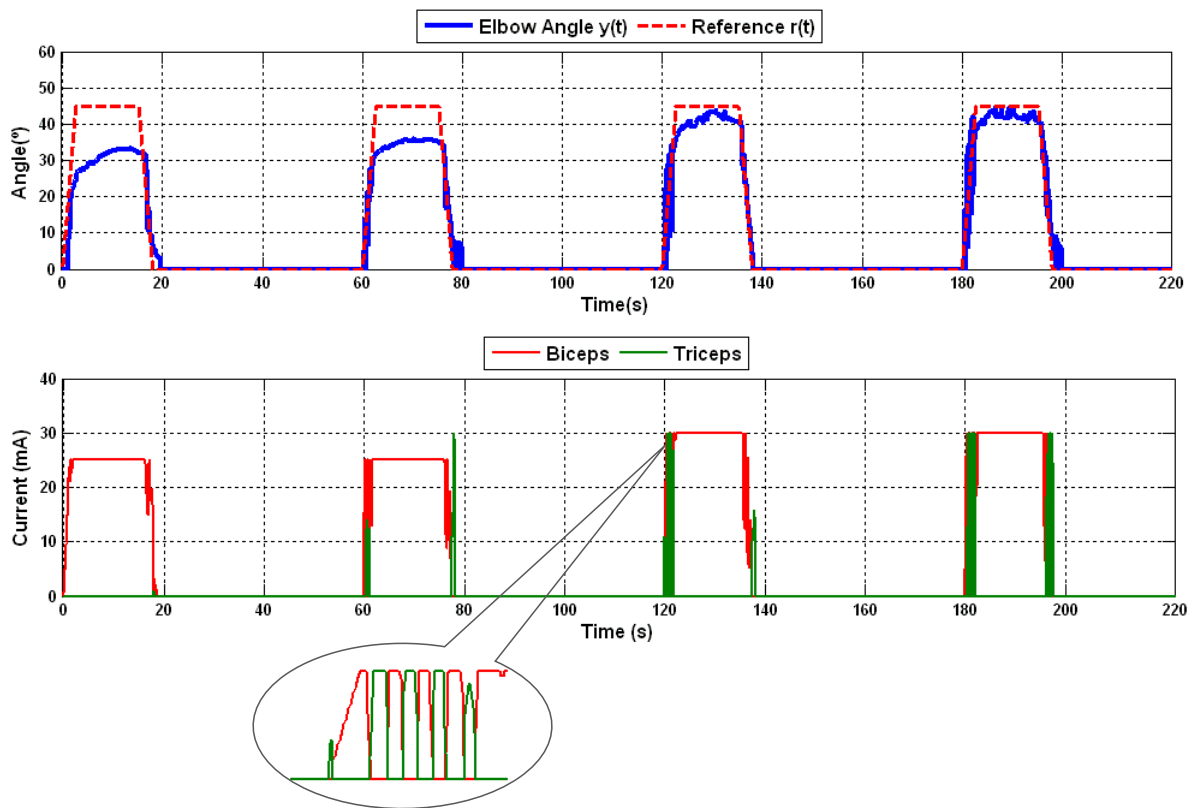


Figura 14: PID adaptativo (Paciente 3): resposta y e referencia r ; sinal de controle u e seu zoom (amplitudes de corrente para bíceps e tríceps).

3 BUSCA EXTREMAL ESTOCÁSTICA APLICADA À ELETROESTIMULAÇÃO NEUROMUSCULAR EM PACIENTES PÓS ACIDENTE VASCULAR CEREBRAL

3.1 Básico de Busca Extremal Estocástica

Para entender a ideia básica da busca extremal estocástica, foi considerado o caso preliminar de um caso não-linear de um mapeamento estático, como mostra a Figura 15.

Analogamente para o caso determinístico discutido em [1] e no capítulo 2, a entrada atual $\theta(t)$ é baseada na estimação $\hat{\theta}(t)$ para o minimizador desconhecido θ^* mas é perturbado pelo sinal estocástico $S(\eta(t))$ para o propósito de uma estimação de um gradiente desconhecido do mapeamento $J(\theta)$. O sinal $\hat{\theta}(t)$ é dado pelo integrador k/s , onde o ganho de adaptação k controla a taxa de convergência da estimação.

O erro entre o estimado $\hat{\theta}(t)$ e o desconhecido θ^* é definido por

$$\tilde{\theta}(t) := \theta^* - \hat{\theta}(t) \quad (16)$$

e deve convergir para zero ou algum valor pequeno próximo da vizinhança. Por uma questão de simplicidade, assumimos que a adição e multiplicação dos sinais de perturbação são dados por $S(t) = a\eta(t)$ e $M(t) = \frac{2}{a}\eta(t)$, respectivamente. Nota-se que

$$\theta(t) = \hat{\theta}(t) + a\eta(t). \quad (17)$$

Ao conectar (16) a (17), obtém-se

$$\theta(t) = a\eta(t) - \tilde{\theta}(t). \quad (18)$$

Do subsistema do integrador, notamos que a estimação do erro é dado por

$$\begin{aligned} \dot{\tilde{\theta}}(t) &= -\dot{\hat{\theta}}(t) = k\frac{2}{a}\eta(t)y(t) \\ &= k\frac{2}{a}\eta(t)f(\theta(t)). \end{aligned} \quad (19)$$

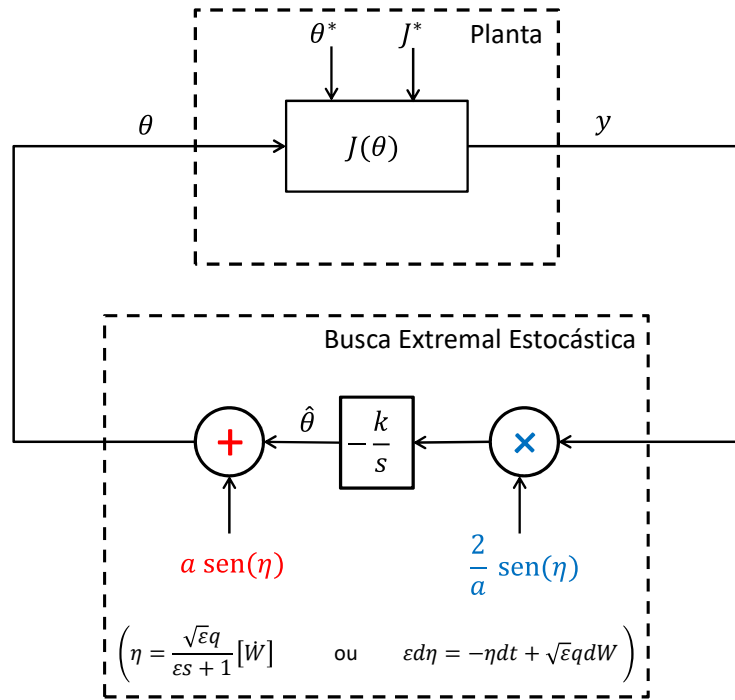


Figura 15: Diagrama de blocos da busca extremal para um mapeamento estático usando perturbação estocástica. A adição e multiplicação dos sinais estocásticos podem ser de natureza irrestrita. $S(t) = a\eta(t)$ e $M(t) = \frac{2}{a}\eta(t)$ ou simplesmente limitado $S(t) = a \sin(\eta(t))$ e $M(t) = \frac{2}{a} \sin(\eta(t))$.

Pela média de (18) e expansão de Taylor de $f(\theta)$ em torno de θ^* até a segunda derivada, verifica-se:

$$\begin{aligned} \tilde{f}(\theta) &= f(a\eta - \tilde{\theta}) \\ &\approx f(\theta^*) + f'(\theta^*)(a\eta - \tilde{\theta}) + \frac{1}{2}f''(\theta^*)(a\eta - \tilde{\theta})^2. \end{aligned} \quad (20)$$

Sob a condição de que $f(\theta)$ tem um mínimo em θ^* , logo $f'(\theta^*) = 0$, levando

$$\begin{aligned} f(\theta) &\approx f(\theta^*) + \frac{1}{2}f''(\theta^*)(a\eta - \tilde{\theta})^2 \\ &= f(\theta^*) + \frac{1}{2}f''(\theta^*)[a^2\eta^2 - 2a\eta\tilde{\theta} + \tilde{\theta}^2]. \end{aligned} \quad (21)$$

Combinando (19) e (21), tem-se

$$\begin{aligned}\dot{\tilde{\theta}} &\approx k\frac{2}{a}\eta \left\{ f(\theta^*) + \frac{1}{2}f''(\theta^*) \left[a^2\eta^2 - 2a\eta\tilde{\theta} + \tilde{\theta}^2 \right] \right\} \\ &= k\frac{2}{a}\eta \left[f(\theta^*) + \frac{a^2}{2}f''(\theta^*)\eta^2 - a f''(\theta^*)\eta\tilde{\theta} + \frac{1}{2}f''(\theta^*)\tilde{\theta}^2 \right]\end{aligned}\quad (22)$$

Reorganizando os termos de (22), obtém-se:

$$\begin{aligned}\dot{\tilde{\theta}}(t) &\approx k\frac{2}{a}\eta(t) \left[f(\theta^*) + \frac{1}{2}f''(\theta^*)\tilde{\theta}^2(t) \right] \\ &\quad - 2k\eta^2(t)f''(\theta^*)\tilde{\theta}(t) + k\eta^3(t)af''(\theta^*).\end{aligned}\quad (23)$$

A perturbação $\eta(t)$ é um sinal estocástico gerado pela seguinte equação diferencial estocástica linear

$$\varepsilon d\eta = -\eta dt + \sqrt{\varepsilon q} dW, \quad (24)$$

onde $\dot{W}(t)$ é um ruído branco Gaussiano (com esperança zero e variância positiva), onde $W(t)$ é um processo de Wiener. Como ilustrado na Figura 15, o sinal η pode ser construído simplesmente passando ruído branco $\dot{W}(t)$ através de um filtro passa-baixa $\frac{\sqrt{\varepsilon q}}{\varepsilon s + 1}$. Se ε é suficientemente pequeno, o sinal η é uma boa aproximação do ruído branco. Calcula-se as esperanças das potências de η em (23) como segue

$$\lim_{t \rightarrow +\infty} E\{\eta(t)\} = 0, \quad (25)$$

$$\lim_{t \rightarrow +\infty} E\{\eta^2(t)\} = \frac{q^2}{2}, \quad (26)$$

$$\lim_{t \rightarrow +\infty} E\{\eta^3(t)\} = 0. \quad (27)$$

Em particular, lembrando (24) e aplicando a regra de diferenciação de Ito's [43] para η^2 nós obtemos a equação diferencial ordinária

$$\frac{\varepsilon}{2} \frac{dE\{\eta^2\}}{dt} = -E\{\eta^2\} + \frac{q^2}{2}, \quad (28)$$

com solução sendo

$$\begin{aligned} E\{\eta^2(t)\} &= e^{-2t/\varepsilon} E\{\eta^2(0)\} + \frac{q^2}{2}(1 - e^{-2t/\varepsilon}) \\ &\rightarrow \frac{q^2}{2} \quad \text{as } t \rightarrow \infty. \end{aligned} \quad (29)$$

É evidente que a taxa de convergência aumenta para um ε pequeno, e a relação (26) é verificada com $t \rightarrow +\infty$, como esperado. Após um transiente de curta duração de ordem $\mathcal{O}(\varepsilon)$, os termos em η da equação (23) pode ser aproximada pelas suas respectivas esperanças tal que a estimação do erro é dada por

$$\dot{\tilde{\theta}}(t) \approx -kq^2 f''(\theta^*) \tilde{\theta}(t). \quad (30)$$

Assim, ao menos a estabilidade local pode ser obtida (em um senso probabilístico adequado) para o esquema de busca extremal estocástica na Figura 15 fornecendo $k > 0$ e o mapeamento tem um mínimo em θ^* . Se a estimação inicial $\hat{\theta}(0)$ é suficientemente próximo ao desconhecido θ^* , a entrada $\theta(t)$ converge exponencialmente para uma pequena vizinhança em torno do θ^* desconhecido, $\forall t \geq 0$, e, conseqüentemente $f(\theta(t)) \approx f^*$. Além disso, a taxa de convergência é ditada pelos parâmetros de projeto k e q bem como o valor da Hessiana $f''(\theta^*) > 0$.

Como discutido em [44], o esquema na Figura 15 com a perturbação estocástica irrestrita $\eta(t)$ não é tão atraente para análise da média [45]. Para tornar a análise viável, troca-se o $\eta(t)$ no algoritmo da Figura 15 pelas perturbações estocásticas limitadas $S(t) = a \sin(\eta(t))$ e $N(t) = \frac{2}{a} \sin(\eta(t))$. A taxa de convergência de ambos algoritmos pode ser relacionados por [44]:

$$\frac{speed_{\sin(\eta)}}{speed_{\eta}} = \frac{(1 - e^{-q^2})}{q^2}. \quad (31)$$

A Figura 16 mostra o resultado da simulação da versão em tempo contínuo do algoritmo de busca extremal estocástica da Figura 15 considerando um mapeamento escalar estático $J(\theta) = (\theta - \theta^*)^2$ e $\theta^* = 5$, com parâmetros de entrada da estimação inicial $\hat{\theta}(0) = 2$. O algoritmo de busca extremal, com perturbação estocástica limitada, foi utilizado com os mesmos parâmetros ($q = 1$, $\varepsilon = 0.25$, $a = 0.5$, e $k = 10$), utilizado

por Manzie na sua abordagem em [46].

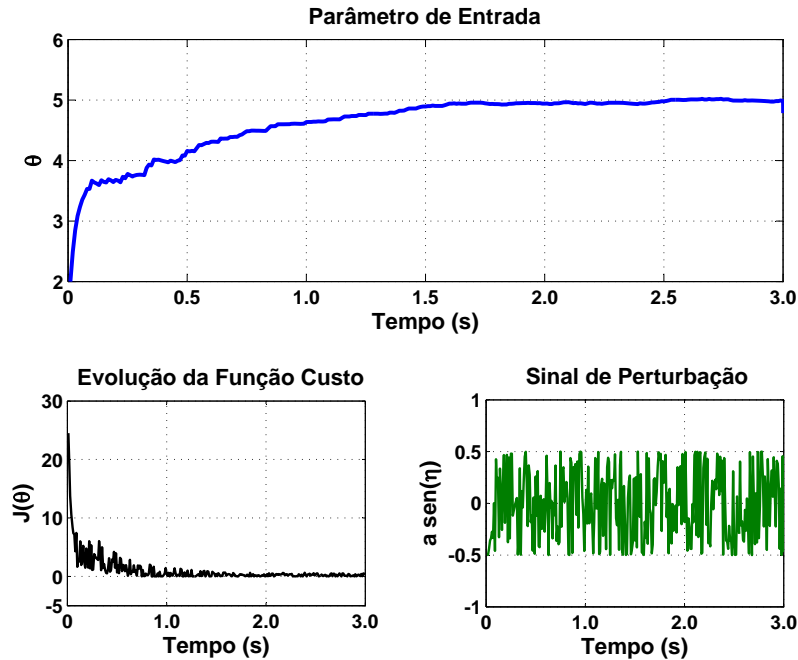


Figura 16: Convergência do θ para o extremo de $\theta^* = 5$ e a minimização da função custo $J(\theta)$ sob um sinal de perturbação estocástica $S(t) = a \sin(\eta(t))$.

No esquema de busca extremal estocástica para sistemas dinâmicos com mapeamento de saída em equilíbrio, o foco foi na estabilidade do sistema reduzido [45]. Diferente da busca extremal determinística, o sistema de malha fechada tem duas perturbações estocásticas e assim geralmente, não há solução de equilíbrio ou solução periódica. Portanto, nós não podemos analisar as propriedades da solução de sistema de malha fechada pelo método geral de perturbação singular, como em [47]. Embora as diretrizes de análise sejam muito longas para indicar aqui, nós podemos analisar as propriedades da solução pelo desenvolvimento da teoria da média em [44] e [45] para obter a aproximação ao mínimo do mapa de equilíbrio de saída.

3.2 Controle PID Adaptativo

Nesta seção, nós apresentamos o método para otimização em tempo real da resposta trapezoidal do sistema de malha fechada de um controlador PID-NMES em um sistema neuro-motor humano desconhecido com uma versão discreta do algoritmo de busca extremal estocástica como visto na Seção 3.1.

Especificamente, a busca extremal minimiza a função custo que quantifica o desempenho do controlador PID e iterativamente modifica os argumentos da função custo (parâmetros PID) de modo que a saída atinja um mínimo local, conforme ilustrado no diagrama de blocos da Figura 17.

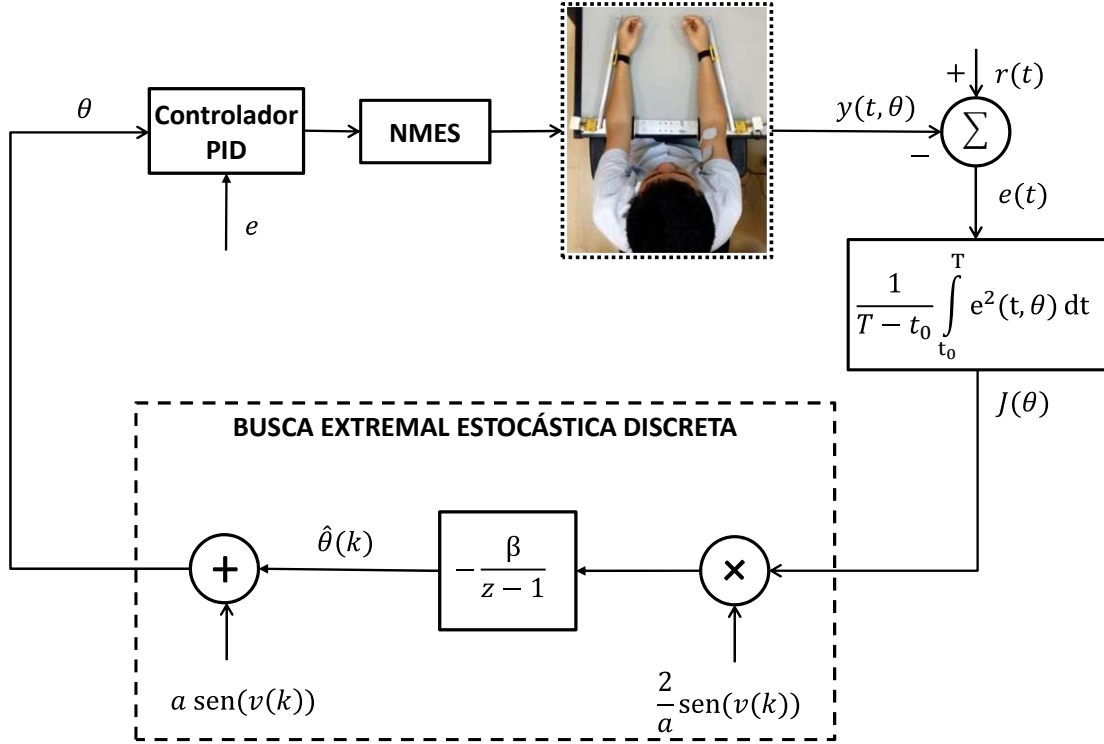


Figura 17: Diagrama de blocos do sistema de malha fechada NMES usando a versão discreta da busca extremal estocástica, onde $\nu(k)$ é o vetor de perturbação.

3.2.1 Função Custo e Controlador PID

A função custo é calculada na conclusão do experimento de resposta trapezoidal. Foi considerada a seguinte função custo:

$$J(\theta) := \frac{1}{T - t_0} \int_{t_0}^T e^2(t, \theta) dt, \quad (32)$$

com o erro de saída em (2), parametrizado em θ , sendo a diferença entre a referência e o sinal de saída do sistema em circuito fechado $e(t, \theta) = r(t) - y(t, \theta)$, e

$$\theta := [K, T_i, T_d]^T \quad (33)$$

sendo os parâmetros PID.

A função $J(\theta)$ dada por (32) considera o sinal de erro $e(t, \theta)$ no intervalo de tempo $[t_0, T]$. Escolhendo t_0 como o instante de tempo em que a resposta trapezoidal do sistema de malha fechada atinge o topo da flexão (veja Figura 5).

Nós usamos um controlador PID padrão, em particular o termo derivado atua no erro de saída medido (incluindo o sinal de referência). Este controlador PID evita grandes esforços de controle uma vez que o sinal de referência é escolhido como uma função trapezoidal com derivada de primeira ordem limitada.

A operação ótima deste tipo de processo é complicado para alcançar, principalmente devido à sua natureza altamente não linear e pela substancial dinâmica não modelada presente no sistema neuromuscular. Desta forma, otimização e controle são ferramentas fundamentais para enfrentar plantas desconhecidas. Esta pesquisa propõe um controle de busca extremal baseado em sinal de perturbação estocástica para adaptar os parâmetros PID conectados ao sistemas de malha fechada e minimizar a função custo que é escolhida para refletir os atributos do desempenho desejado. O controlador é parametrizado como:

$$u(t) = K_p e(t) + K_i \int_0^t e(\tau) d\tau + K_d \frac{de(t)}{dt}, \quad \forall t \geq 0, \quad (34)$$

com $u(t)$ sendo o sinal de controle e as constantes

$$K_p = K > 0 \quad (35)$$

$$K_i = \frac{K}{T_i} > 0 \quad (36)$$

$$K_d = KT_d > 0 \quad (37)$$

são os ganhos proporcional, integral e derivativo.

3.2.2 Sintonia Online de Busca Extremal

A função $J(\theta)$ visualiza a resposta do sistema como um mapeamento dos parâmetros PID K , T_i , e T_d (ou diretamente K_p , K_i , e K_d) dentro de uma função com uma resposta do sistema para ser minimizada.

De acordo com a Figura 17, a implementação do algoritmo de busca extremal estocástica em tempo discreto na Seção 3.1 é dada por [46], [45]:

$$\hat{\theta}_i(k+1) = \hat{\theta}_i(k) - \beta \frac{2}{a} \sin(\nu_i(k)) J(\hat{\theta}(k) + a \sin(\nu(k))), \quad (38)$$

Onde k é o número de iteração discreta, o tamanho do passo de integração $\beta > 0$ é suficientemente pequena, o sub-índice $i = 1, 2, 3$ indica a i -ésima entrada de um vetor, $\nu(k) = [\nu_1(k) \ \nu_2(k) \ \nu_3(k)]^T$ e $\sin(\nu(k)) = [\sin(\nu_1(k)) \ \sin(\nu_2(k)) \ \sin(\nu_3(k))]^T$. Os elementos do vetor de perturbação Gaussiana estocástica $\nu(k)$ são sequencialmente e mutuamente independentes tal que $E\{\nu(k)\} = 0$, $E\{\nu_i^2(k)\} = \sigma_i^2$ e $E\{\nu_i(k) \ \nu_j(k)\} = 0$, $\forall i \neq j$, com $E\{\cdot\}$ denotando a esperança do sinal.

Além disso, também é assumido que a função de densidade de probabilidade do vetor de perturbação é simétrica em relação à sua média.

O experimento de resposta trapezoidal é executado iterativamente. O custo $J(\theta(k))$ é calculado na conclusão do experimento de resposta trapezoidal. O algoritmo de busca extremal usa o valor $J(\theta(k))$ da função custo para computar os novos parâmetros do controlador $\theta(k)$. O próximo ciclo é realizado com os novos parâmetros do controlador e o processo continua iterativamente.

Como no tempo contínuo, a versão discreta da busca extremal atinge a otimização perturbando estocasticamente os parâmetros de entrada $\theta(k)$ do sistema e estimando o gradiente $\nabla J(\theta(k))$ para atingir um mínimo local de $J(\theta(k))$. Note que k é o índice do experimento de resposta trapezoidal, onde t é a variável de tempo contínuo dentro de um experimento de resposta trapezoidal individual. O gradiente é determinado pelo sinal discreto $J(\theta(k))$ demodulando-o através de sua multiplicação com um sinal estocástico discreto de mesma natureza estocástica que o sinal aditivo de perturbação (Figura 17). Este procedimento estima o gradiente escolhendo a porção de $J(\theta(k))$ que ocorre devido à perturbação da estimativa do parâmetro $\hat{\theta}(k)$ (veja Seção 3.1). A informação de gradiente é então usada para modificar os parâmetros de entrada na próxima iteração; especificamente, a estimativa de gradiente é integrada com um tamanho de passo β , produzindo uma nova estimativa de parâmetro $\hat{\theta}(k)$. O integrador executa a função de adaptação e atua como um filtro passa-baixa. Alguns comentários sobre a influência dos parâmetros do controlador são destacados aqui:

- A busca extremal estocástica com multiparâmetros da Figura 17 emprega per-

turbação estocástica, e apenas um integrador discreto, assim como filtros passa-alta e passa-baixo opcionais (negligenciados em nosso diagrama de blocos). Diferentemente da sua versão determinística, onde os requisitos de ortogonalidade no elementos do vetor de perturbação periódica representam desafio de implementação no projeto do controlador determinístico [48], tal condição de ortogonalidade para o vetor de perturbação é naturalmente satisfeito com o vetor de perturbação Gaussiano $\nu(k)$.

- O ganho de adaptação é β e a é a amplitude de perturbação. Eles foram escolhidos iguais para os três ganhos proporcional-integral-derivativos. Basicamente a velocidade de convergência e os ajustes do algoritmo de busca extremal foram influenciados pelos valores de a e β em [1]. Reduzindo os parâmetros a e β , nos leva a taxas de convergência menores, mas também ajustes residuais menores em torno do ponto extremo desconhecido.
- Outra grande preocupação em nossa aplicação específica de NMES é que o algoritmo ES deve restringir os ganhos PID tais que eles são sempre positivos. Esse é um ponto crucial, porque esses ganhos ([22], [45], [46]) devem ser positivos para garantir a estabilidade, e a instabilidade do controlador PID pode causar danos aos participantes. Esses perigos foram cuidadosamente abordados em nossa implementação. Em poucas palavras, toda vez que os parâmetros adaptados alcançam valores negativos, nós os ajustamos com segurança para zero ou para o valor do ciclo de iteração anterior, de forma que a saída do algoritmo ES garanta que os ganhos do controlador sejam sempre positivos. Apesar disso, nós não observamos, em nossos resultados a ativação de tal mecanismo. Talvez uma boa explicação para isso sejam as funções de custo comportar-se no máximo como funções monotonicamente decrescentes durante os testes experimentais.

Tabela 3: Descrição Clínica dos Pacientes pós AVC - Experimento com Busca Extremal Estocástica.

Sujeito	Idade	Gênero	Tempo de Lesão	Hemiparesia
P1	40	M	121	E
P2	28	F	69	D
P3	53	M	134	D
P4	59	F	162	E
P5	35	M	33	D

3.3 Experimentos

Cinco pacientes acometidos por acidente vascular cerebral foram recrutados. Antes da participação, um consentimento formal por escrito foi obtido de cada indivíduo. Os gráficos da Figura 18 até a Figura 21 e a Figura 24 apresenta os sinais e movimentos representativos para os pacientes 1 a 4. A Figura 22 mostra as melhores respostas de rastreamento obtidas para cada indivíduo quando estão sob a ação do controlador adaptativo proposto.

Observe que o sinal de controle dos pacientes 1 a 3 foram saturados mais do que o sinal de controle do resto do indivíduos. Para os paciente 1 e 2, foi necessário um número maior de interações ($k=4$) para conseguir um melhor desempenho de rastreamento Figura 18 e Figura 19. Da Figura 20, apesar da função custo estar sendo constantemente minimizado, é claro que a resposta final do paciente 3 poderia ser ainda melhor ao preço de mais iterações.

A mesma referência de forma trapezoidal foi usada em todas as condições do experimento (Figura 5). Cada rampa de flexão e extensão tem uma velocidade angular de 15° por segundo até o ângulo máximo de 45° , e então retorna para o ponto de partida na mesma velocidade angular.

Resultados experimentais são apresentados para validar o controlador NMES proposto seguindo o protocolo no Capítulo 1. Uma discussão detalhada da resposta em malha fechada será apresentada.

Neste experimento, os músculos são eletricamente estimulados para fornecer um movimento unilateral do braço do sujeito para rastrear o ângulo de referência. Para tal estimulação elétrica, ambos os canais de controle devem ser usados para estimular os músculos bíceps e tríceps. A ideia é muito intuitiva. Como o sistema em questão é sempre positivo [49] (as variáveis do sistema não assumem valores negativos), o sinal de controle é dividido em dois: partes positiva e negativa. O primeiro é aplicado ao bíceps, gerando movimentos ascendentes, enquanto o último, quando aplicado ao tríceps, gera movimentos descendentes. Os bíceps e os tríceps podem ser encarados como um atuador bidirecional único com dinâmica híbrida. O algoritmo decide qual músculo deve ser empregado a cada

momento, e esta decisão satisfaz a seguinte regra:

$$u_B^+ = \begin{cases} |u|, & \text{se } u > 0 \\ 0, & \text{caso contrário} \end{cases}, \quad (39)$$

$$u_T^- = \begin{cases} |u|, & \text{se } u < 0 \\ 0, & \text{caso contrário} \end{cases}. \quad (40)$$

Com (39)–(40) em mente, podemos concluir que bíceps e tríceps nunca são ativados simultaneamente.

Implementamos o controlador (34) com ganhos adaptados de acordo com (38). Diferentes valores iniciais para os ganhos K_p , K_i e K_d do controlador PID foram escolhidos para cada sujeito. Os parâmetros da busca extremal estocástica foram ajustados da seguinte forma: $a = 0.5$, $\beta = 0.01$, $\sigma_1^2 = 1$, $\sigma_2^2 = 2$, $\sigma_3^2 = 3$ e $\nu_i(k)$ é o sinal de ruído branco Gaussiano. O sinal de controle u era saturado de acordo com o desconforto de cada paciente. No que segue, exibimos as melhores vantagens do PID adaptativo em um controlador PID de ganhos fixos (o resultado obtido no primeiro ciclo). As curvas de resposta ratificam o comportamento melhorado do esquema de controle proposto, mesmo neste cenário adverso do NMES.

Analisando o desempenho do controlador na Figura 24, ele mostra um baixo erro em regime permanente e baixa porcentagem de *overshoot* para um cenário prático após a lei de adaptação ter minimizado a função custo (32), com $t_0 = 5$ e $T = 20$ para cada ciclo da curva trapezoidal dada na Figura 5. Neste contexto, as respostas obtidas durante os experimentos foram certamente influenciados pelos efeitos de distúrbios externos e os efeitos das não-linearidades dos atuadores (bíceps e tríceps), como a saturação. Estes ingredientes foram ignorados na modelagem inicial do problema.

Além dos resultados unilaterais mostrados na Figura 26, mostramos um outro resultado na Figura 23 em relação ao movimento contra-lateral (ou movimento simétrico bilateral) para o paciente 5. Resumidamente, o movimento simétrico bilateral é uma parte importante da fisioterapia para pacientes pós AVC, sendo uma das propostas de desenvolvimento de trabalhos futuros. Nesse cenário clínico, os pacientes conhecem a trajetória do movimento a ser realizado, mas não conseguem executá-lo sozinhos (ver Figura 7).

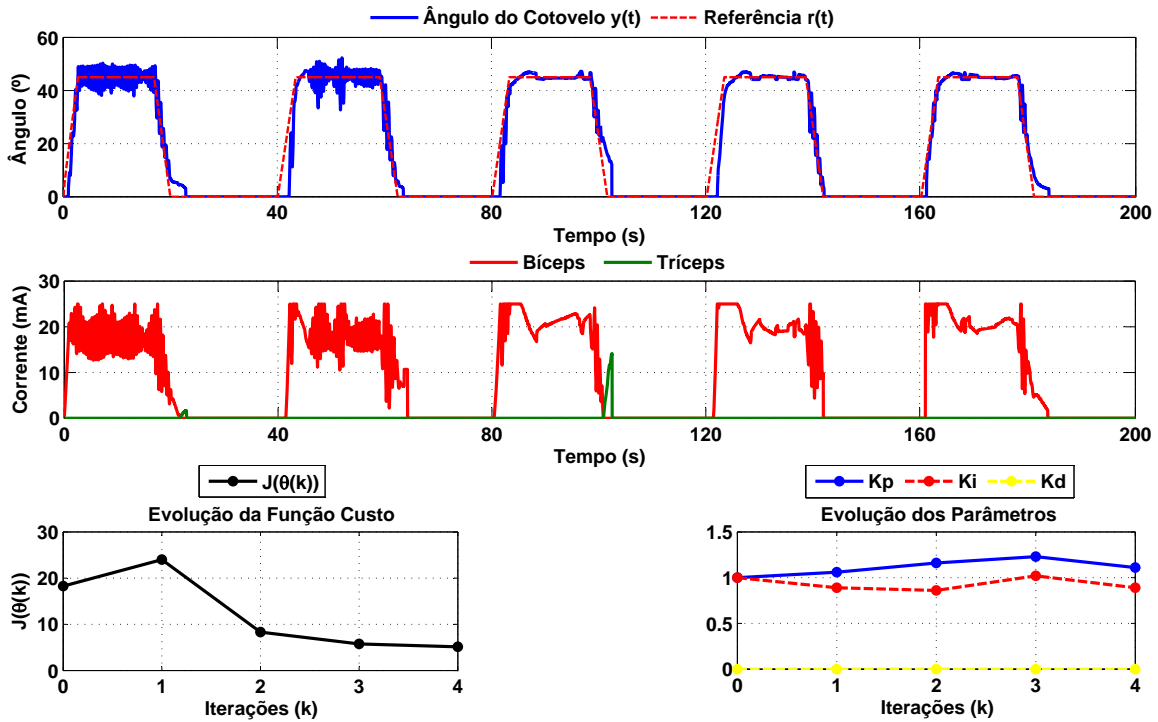


Figura 18: PID Adaptivo (Paciente 1): parâmetros PID durante adaptação da busca extremal estocástica em sistema de malha fechada, a evolução da função custo, e a reposta de saída y obtida ultimamente após $k = 4$ iterações. Busca extremal estocástica reduz a função custo $J(\theta(k))$, que produz uma resposta de rastreamento mais favorável.

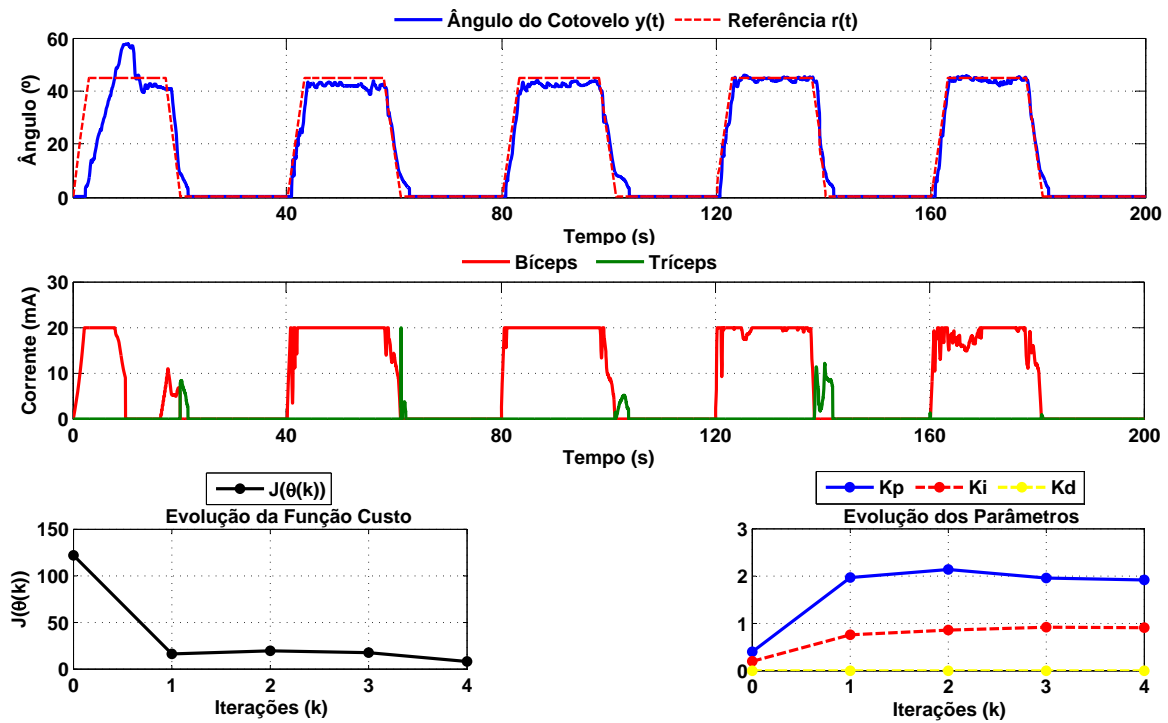


Figura 19: PID Adaptativo (Paciente 2): parâmetros PID durante adaptação da busca extremal estocástica em sistema de malha fechada, a evolução da função custo, e a reposta de saída y obtida ultimamente após $k = 4$ iterações. Busca extremal estocástica reduz a função custo $J(\theta(k))$, que produz uma resposta de rastreamento mais favorável.

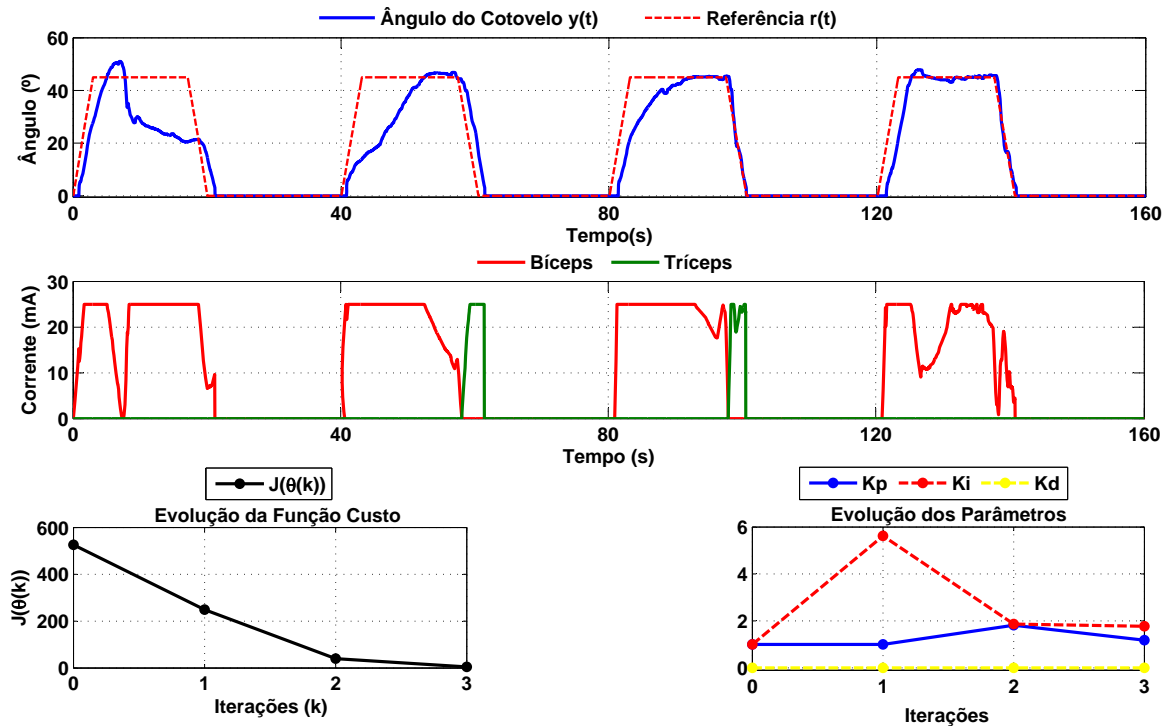


Figura 20: PID Adaptativo (Paciente 3): parâmetros PID durante adaptação da busca extremal estocástica em sistema de malha fechada, a evolução da função custo, e a resposta de saída y obtida ultimamente após $k = 3$ iterações. Busca extremal estocástica reduz a função custo $J(\theta(k))$, que produz uma resposta de rastreamento mais favorável.

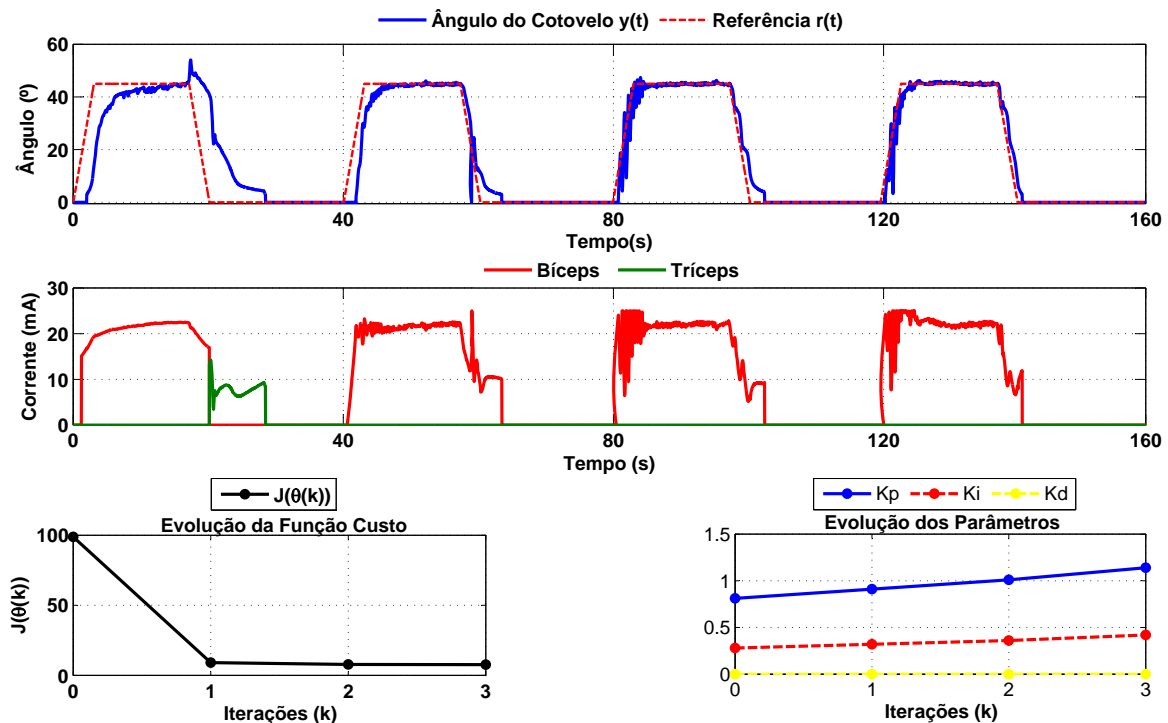


Figura 21: PID Adaptativo (Paciente 4): parâmetros PID durante adaptação da busca extremal estocástica em sistema de malha fechada, a evolução da função custo, e a resposta de saída y obtida ultimamente após $k = 3$ iterações. Busca extremal estocástica reduz a função custo $J(\theta(k))$, que produz uma resposta de rastreamento mais favorável.

O braço não acionado do paciente é usado para gerar um ângulo de referência variável no tempo para o braço lesionado ser estimulado. A partir da Figura 23, a estimulação elétrica ajuda o paciente a completar o movimento e melhorar sua reabilitação por meio do reaprendizado motor. Nesta curva, calculamos particularmente a função custo (10) com $t_0 = 0, 40, 80, 120$ segundos para levar em conta o atraso inicial de cada ciclo no processo de otimização.

Até onde sabemos, esta dissertação é o primeiro trabalho que propôs o uso da busca extremal estocástica como uma ferramenta para adaptação do controlador em malha fechada para NMES, incluindo validação experimental em pacientes pós AVC.

Melhores Respostas

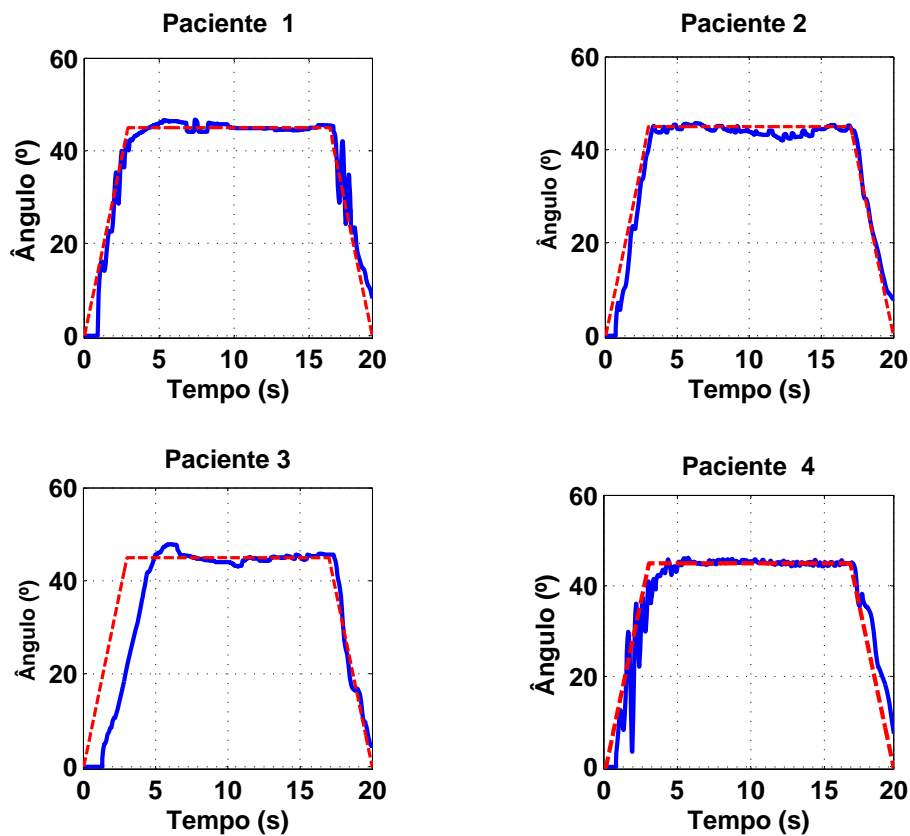


Figura 22: Melhor resposta obtida para cada indivíduo no último ciclo após o conjunto de iterações – $y(t)$ versus $r(t)$.

Tabela 4: Erro médio quadrado (RMSE) obtido dos pacientes com AVC - Experimento com Busca Extremal Estocástica.

RMSE	P1	P2	P3	P4	P5
1° ciclo	4.61°	10.88°	10.98°	12.61°	19.20°
2° ciclo	6.81°	3.32°	11.05°	5.64°	13.50°
3° ciclo	5.79°	3.22°	6.79°	3.58°	13.10°
4° ciclo	6.06°	2.97°	5.72°	3.17°	2.19°
5° ciclo	3.05°	2.26°	—	—	—

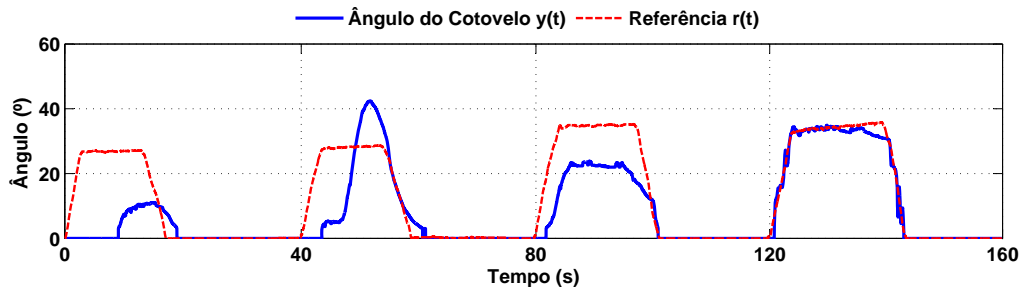


Figura 23: A resposta de saída y obtida ao longo de $k = 3$ iterações quando um movimento contra-lateral é realizado pelo paciente 5.

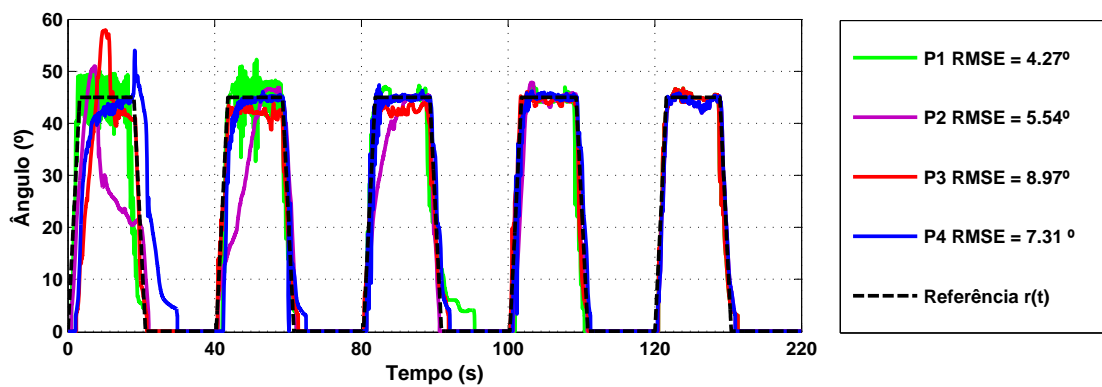


Figura 24: Resultado do movimento angular da articulação do cotovelo com busca extremal estocástica de quatro pacientes com AVC e seus respectivos erros médios quadrados. O sinal de referência é a linha pontilhada.

4 CONCLUSÃO

O esquema proposto foi aplicado para controlar a posição do braço de pacientes pós AVC, de modo que os movimentos coordenados de flexão/extensão do cotovelo possam ser realizados. Essa abordagem elimina os testes iniciais de ajuste com os pacientes, pois os parâmetros do controlador são calculados automaticamente em tempo real.

4.1 Resultado da Busca Extremal Determinístico

Apesar da propriedade de não linearidade e o processo NMES ser variante no tempo, ele foi satisfatoriamente abordado pelo controlador PID adaptativo por busca extremal determinístico.

Do ponto de vista do controlador proposto, a solução é livre de modelo, pois não importa se um modelo linear ou não linear é assumido para o sistema neuromuscular, mas se suas propriedades de estabilidade em malha aberta podem ser preservadas.

Um bom desempenho de rastreamento da trajetória foi alcançado após um número reduzido de iterações do algoritmo. Essa propriedade de robustez é particularmente importante, pois o processo de regulagem, em geral, pode levar um longo tempo e até mesmo induzir a fadiga muscular, reduzindo a eficácia do processo e sua viabilidade clínica. Os ensaios em nossos experimentos foram suficientes para indicar resultados convincentes quando comparados com aqueles obtidos por meio de controladores PID com ganhos fixos [20], [33].

De acordo com nossos experimentos, a abordagem de controle adaptativo proposto apresentou bons resultados de desempenho para alcançar o ângulo alvo e, em última análise, assegurou condições de conforto para todos os pacientes pós acidente vascular cerebral com redução de erros de rastreamento. Os testes indicaram que o erro RMS foi menor para as curvas do último ciclo na avaliação do controlador proposto, quando comparado com o primeiro ciclo, representando uma redução de 49,70% (de 9,68° para 4,87°).

4.2 Resultado da Busca Extremal Estocástica

O algoritmo adaptativo proposto baseado em perturbação estocástica iterativamente otimiza os parâmetros do controlador (três ganhos PID) em relação a uma função custo que é derivada do sinal de erro de saída do sistema em malha fechada sobre um intervalo de tempo de interesse. Este método é baseado no desempenho do sistema de malha fechada durante sucessivas experiências de resposta trapezoidal.

Resultados com pacientes pós AVC mostram que as especificações usuais comumente consideradas em fisioterapia para reabilitação funcional são satisfeitas em termos de erro de estado estacionário, tempo de estabilização e porcentagem de superação. Resultados quantitativos mostram uma redução de 65,50% em termos do erro quadrático médio (RMSE) - de $11,65^\circ$ para $4,02^\circ$ - ao comparar as curvas de rastreamento do último ciclo ao primeiro ciclo nas experiências com todos os sujeitos.

Há vantagens na aplicação da excitação estocástica sobre a perturbação determinística. Se a planta tem múltiplas entradas, a suposição da ortogonalidade no vetor dither impõem um obstáculo adicional no ajuste das frequências das perturbações senoidais [46], [50]. Além disso, as desvantagens do ES determinísticos englobam a perturbação uniformemente limitada, o que pode restringir a região de convergência do algoritmo [51], e o fato de que a adaptação usando uma perturbação periódica para aprendizado é bastante fraca e incomum em estruturas de otimização [44], [45].

Num contexto geral e prático, taxas de convergência rápidas e a possibilidade de alcançar o máximo/mínimo global na presença de pontos extremos locais também são notáveis vantagens encontradas na literatura para o estudo estocástico sobre os sinais determinísticos de perturbação.

Embora nenhum desenvolvimento tenha sido apresentado nesta dissertação, qualquer resultado teórico que garanta taxas de convergência mais rápidas para o ES estocástico em detrimento do determinístico, é possível encontrar contribuições na literatura [44, Capítulo 2] - que já iniciou essa discussão, analisando a velocidade de convergência dos algoritmos ES para uma classe de sinais estocásticos.

Uma comparação gráfica experimental pode ser vista na Figura 25 e na Figura 26 que ilustram o impacto potencial de nossa generalização estocástica sobre a determinística.

Além disso, a generalização estocástica é bem motivada além do ponto de possível-

mente alcançar taxas de convergências mais rápidas, já que do ponto de vista prático, a configuração inicial dos parâmetros de controle é muito mais simples de escolher do que no caso determinístico, já que a condição de ortogonalidade [52] para o vetor de perturbação é naturalmente satisfeita na versão estocástica.

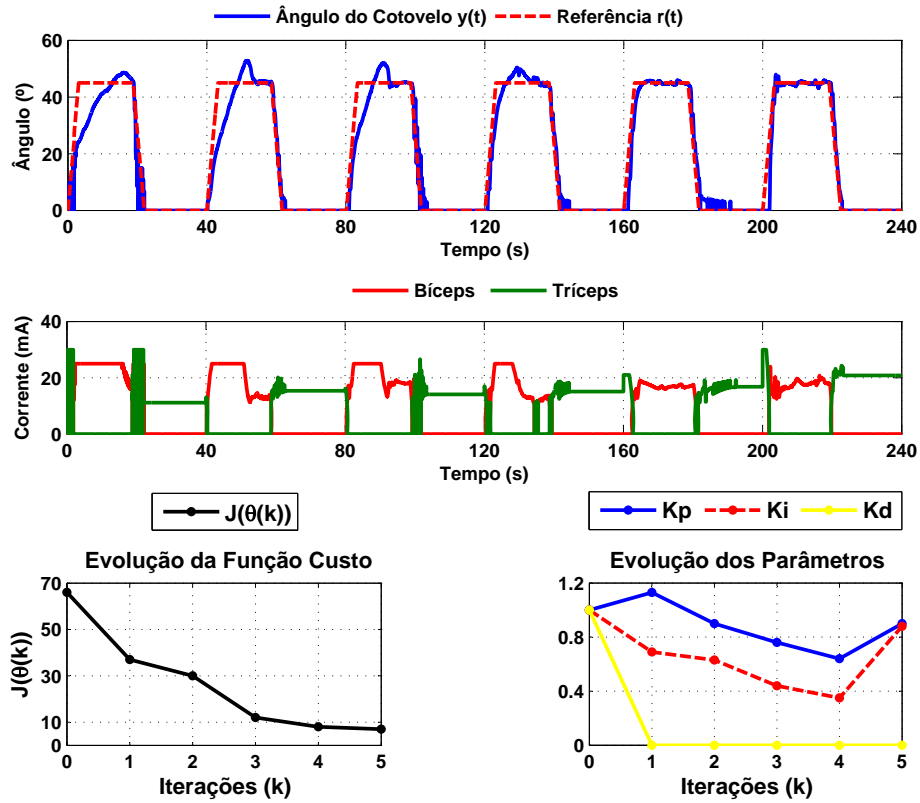


Figura 25: Paciente 5: Busca Extremal Determinístico baseado no controle PID [3].

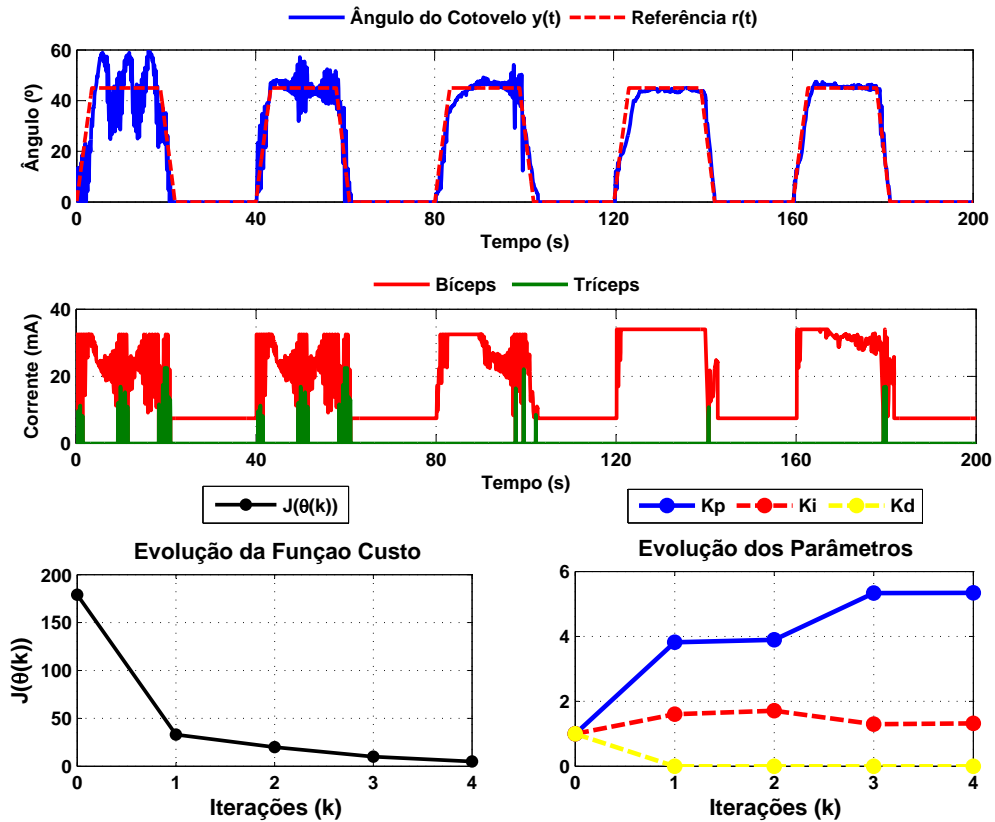


Figura 26: Paciente 5: Busca Extremal Estocástica baseado no controle PID [3].

4.3 Trabalhos futuros

Para pesquisas futuras, outros algoritmos ES baseado em sinais de comutação [53] ou funções de monitoração [54] podem ser explorado para ajuste de PID aplicado a NMES.

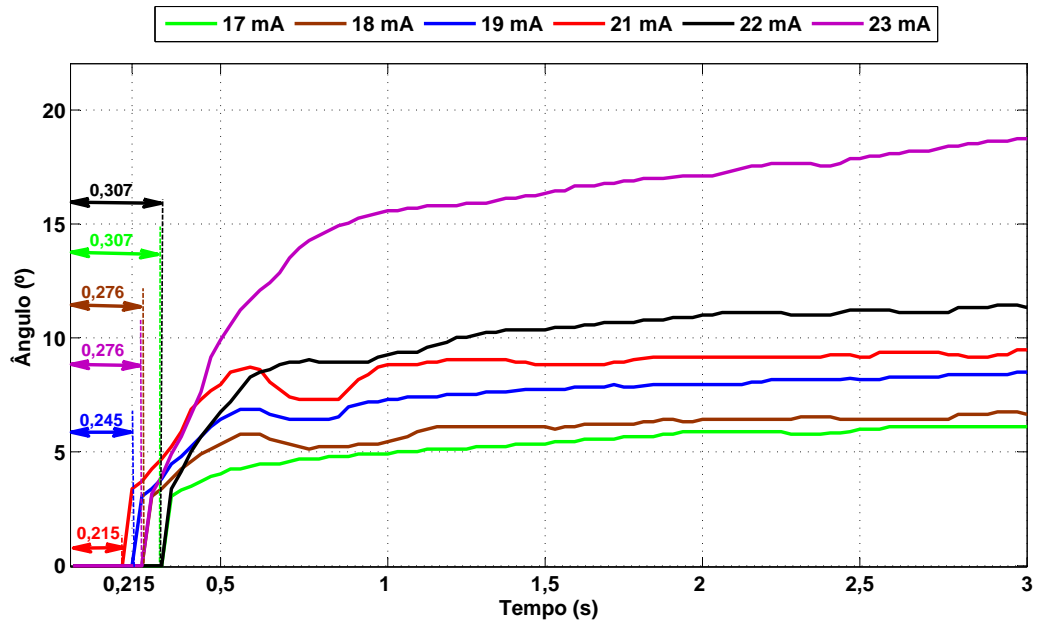


Figura 27: Resposta em malha aberta para diferentes entradas de degrau de corrente do paciente 5 com atrasos na ordem de 300ms.

Atraso foi evidenciado em nossos experimentos (ver Figura 27) e em publicações anteriores [55], [56], [57], podendo representar um desafio significativo na NMES. Isso motiva a aplicação de uma realimentação preditora (ou outras técnicas) para compensação de atraso em algoritmos ES mais PID, como desenvolvido em [56], [58], [59].

PRODUÇÃO CIENTÍFICA

Artigos Publicados em Periódicos

1. OLIVEIRA, T. R. ; COSTA, L. R. ; PINO, A. V. ; PAZ, P. R. S. . Extremum Seeking-based Adaptive PID Control applied to Neuromuscular Electrical Stimulation. Anais da Academia Brasileira de Ciências, 2019.
2. PAZ, P. R. S. ; OLIVEIRA, T. R.; PINO, A. V. ; FONTANA, A. P. . Model-Free Neuromuscular Electrical Stimulation by Stochastic Extremum Seeking. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2019.

Apresentação em Congresso

1. PAZ, P. R. S. ; OLIVEIRA, T. R. . Busca Extremal Estocástica Aplicada À Estimulação Elétrica Neuromuscular em Pacientes com AVC. In: XXII Congresso Brasileiro de Automática, 2018, João Pessoa, 2018.
2. SOUTO, I. B. ; FONTANA, A. P. ; AMARAL, T. C. ; OLIVEIRA, T. R. ; PAZ, P. . Busca Extremal Estocástica Aplicada à Estimulação Elétrica Neuromuscular. In: V Congresso Brasileiro de Fisioterapia Neurofuncional, 2018, Florianópolis - SC. V Congresso Brasileiro de Fisioterapia Neurofuncional. Florianópolis - SC, 2018.
3. PAZ, P. R. S. ; OLIVEIRA, T. R. . Neuromuscular Electrical Stimulation for Stroke Patients by Deterministic Extremum Seeking. In: 2018 IEEE Conference on Decision and Control (CDC), 2018, FL. 2018 IEEE Conference on Decision and Control (CDC), 2018. p. 6692.

Palestras

1. OLIVEIRA, T. R. ; PAZ, P. R. S. . Robótica Assistiva: Eletroestimulação Neuromuscular em Malha-Fechada para Fisioterapia de Paciente com AVC. CEFET - Nova Iguaçu, 2018
2. OLIVEIRA, T. R. ; PAZ, P. R. S. . Robótica Assistiva: Eletroestimulação Neuromuscular em Malha-Fechada para Fisioterapia de Paciente com AVC. CEFET - Rio de Janeiro

3. OLIVEIRA, T. R. ; PAZ, P. R. S. . Como a Matemática e a Física Podem ajudar a Medicina? FAETEC - Adolpho Bloch

Programa de Aceleração de Start Up

1. BioStartup Lab rodada INTERFARMA 02
2. Curso de Iniciação Empresarial - incubadora de empresas da COPPE / UFRJ

REFERÊNCIAS

- [1] KRSTIC, M. *Extremum seeking control*. [S.l.]: Springer, 2014.
- [2] SOUZA, A. F. D. C. *Estimulador Elétrico Neuromuscular*. Dissertação (Mestrado) — Universidade Federal do Rio de Janeiro, 2014.
- [3] OLIVEIRA, T. R.; COSTA, L. R.; PINO, A. V. Extremum seeking applied to neuromuscular electrical stimulation. *IFAC Conference on Cyber-Physical & Human-Systems*, IFAC-PapersOnline, v. 49, p. 188–193, 2016.
- [4] SILVA, L. R. V. *Efeitos de um programa de imaginação no controle postural de indivíduos pós Acidente vascular cerebral (AVC)*. Dissertação (Mestrado) — Universidade Federal do Paraná, 2011.
- [5] ANJOS, C.; FILHO, E.; TEIXEIRA, G. Costa e silva, m.d.;silva, j.c. efeitos do tapping de inibição sobre o tônus e recrutamento muscular em portadores de acidente vascular encefálico. *Neurobiologia*, v. 74, p. 115–122, 2011.
- [6] BODEN-ABALA, B.; SACCO, R. The stroke prone individual. *Rev Soc Cardiol Estado de São Paulo*, v. 4, p. 501–508, 1999.
- [7] BROWN, R. J. et al. Stroke incidence, prevalence, and survival. secular trends in rochester, minnesota,through 1989. *Stroke*, v. 27, p. 373–380, 1996.
- [8] SARTI, C. et al. International trends in mortality from stroke,1968 to 1994. *Stroke*, v. 31, p. 1588–1601, 2000.
- [9] YACH, D. et al. The global burden of chronic diseases: Overcoming impediments to prevention and control. *JAMA*, v. 291, p. 2616–2622, 2004.
- [10] LESSA, I. Epidemiologia das doenças cerebrovasculares no brasil. *Rev. Soc. Cardiol Estado de São Paulo*, v. 4, p. 509–518, 1999.
- [11] MCGRATH, E.; CANAVAN, M.; DONNELL, M. O. *Hematology*. 7th. ed. [S.l.]: Elsevier, 2018. 2133-2141 p. ISBN 978-0-323-35762-3.

- [12] LUNDY-EKMAN, L. *NEUROCIÊNCIA Fundamentos para a Reabilitação*. [S.l.]: Guanabara Koogan, 2000.
- [13] BATISTELA, L. et al. Simplex guided extremum seeking control with convergence detection to improve global performance. *ACTA FISIATR*, v. 11, p. 106–109, 2004.
- [14] CHAE, J.; SHEFFLER, L.; KNUTSON, J. Neuromuscular electrical stimulation for motor restoration in hemiplegia. *Topics in Stroke Rehabilitation*, v. 15, p. 412–426, 2008.
- [15] SHEFFLER, L. R.; CHAE, J. Neuromuscular electrical stimulation in neurorehabilitation. *Muscle Nerve*, Wiley InterScience, v. 35, n. 4, p. 562–590, 2007.
- [16] LYNCH, C. L.; POPOVIC, M. R. Functional electrical stimulation: closed-loop control of induced muscle contractions. *IEEE Control Systems Magazine*, v. 28, p. 40–50, 2008.
- [17] KNUTSON, J. S. et al. Neuromuscular electrical stimulation for motor restoration in hemiplegia. *Physical Medicine and Rehabilitation Clinics of North America*, v. 16, p. 729–745, 2015.
- [18] HARA, Y. Neurorehabilitation with new functional electrical stimulation for hemiparetic upper extremity in stroke patients. *J Nippon Med Sch.*, v. 75, p. 4–14, 2008.
- [19] FREEMAN, C. T. et al. Iterative learning control of FES applied to the upper extremity for rehabilitation. *Control Engineering Practice*, v. 17, n. 3, p. 368–381, 2009.
- [20] OLIVEIRA, T. R. et al. Time-scaling based sliding mode control for neuromuscular electrical stimulation under uncertain relative degrees. *Medical Engineering and Physics*, v. 44, p. 53–62, 2017.
- [21] TAN, Y.; NESIC, D.; MAREELS, I. On non-local stability properties of extremum seeking control. *Automatica*, Elsevier, v. 42, p. 889–903, 2006.
- [22] S.-J.LIU; KRSTIC, M. *Stochastic Averaging and Stochastic Extremum Seeking*. [S.l.]: Springer Science & Business Media, 2012.

- [23] KRSTIC, M.; WANG, H. Stability of extremum seeking feedback for general nonlinear dynamic systems. *Automatica*, Elsevier, v. 36, n. 4, p. 595–601, 2000.
- [24] DOWER, P. M.; FARRELL, P. M.; NESIC, D. Extremum seeking control of cascaded raman optical amplifiers. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, v. 16, p. 396–407, 2008.
- [25] GHAFFARI, A.; KRSTIC, M.; SESHAGIRI, S. Power optimization for photovoltaic microconverters using multivariable newton-based extremum seeking. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, v. 22, p. 2141–2149, 2014.
- [26] KILLINGSWORTH, N. J. et al. HCCI engine combustion-timing control: Optimizing gains and fuel consumption via extremum seeking. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, v. 17, p. 1350–1361, 2009.
- [27] MARJANOVIC, A. et al. Control of thermal power plant combustion distribution using extremum seeking. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, v. 25, p. 1670–1682, 2017.
- [28] POPOVIC, D. et al. Extremum seeking methods for optimization of variable cam timing engine operation. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, v. 14, p. 398–407, 2006.
- [29] SCHEINKER, A. Application of extremum seeking for time-varying systems to resonance control of RF cavities. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, v. 25, p. 1521–1528, 2017.
- [30] VANDERMEULEN, I.; GUAY, M.; MCLELLAN, P. J. Distributed control of high-altitude balloon formation by extremum-seeking control. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, PP, p. 1–17, 2017.
- [31] ZHANG, X. T. et al. Extremum-seeking nonlinear controllers for a human exercise machine. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, v. 11, p. 233–240, 2006.
- [32] STEGATH, K. et al. An extremum seeking method for non-isometric neuromuscular electrical stimulation. *Proc. IEEE Int. Conf. Syst. Man Cybern.*, 2007.

- [33] CATUNDA, J. *Estimulação Elétrica Neuromuscular com Controle em Malha Fechada: Desenvolvimento e Aplicação em Pacientes Hemiparéticos por Acidente Vascular Cerebral*. Tese (Doutorado) — Universidade Federal do Rio de Janeiro, 2019. Disponível em: <http://www.peb.ufrj.br/teses/Tese0231_2016_02_25.pdf>.
- [34] BARBOSA, B. W. *Controle de um sistema de eletroestimulação funcional*. Dissertação (Mestrado) — Universidade do Estado do Rio de Janeiro, 2014.
- [35] COSTA, L. R. *Estudo e Desenvolvimento de Algoritmos de Controle Adaptativos para Eletroestimulação Neuromuscular Voltada para Fisioterapia*. Dissertação (Mestrado) — Universidade Federal do Rio de Janeiro, 2017.
- [36] GOBBO, M.; MAFFIULETTI, N. A.; ORIZIO, C. Muscle motor point identification is essential for optimizing neuromuscular electrical stimulation use. *Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation*, v. 11, p. 11–17, 2014.
- [37] GOBBO, M.; GAFFURINI, P.; BISSOLOTTI, L. Transcutaneous neuromuscular electrical stimulation: influence of electrode positioning and stimulus amplitude settings on muscle response. *European Journal of Applied Physiology*, v. 111, p. 2451–2459, 2011.
- [38] WANG, H.; KRSTIC, M. Stability of extremum seeking feedback for general nonlinear dynamic systems. *Automatica, IEEE*, v. 36, n. 12, p. 595–601, 2000.
- [39] KILLINGSWORTH, N. J.; KRSTIC, M. PID tuning using extremum seeking. *IEEE Control Systems Magazine*, v. 26, p. 70–79, 2006.
- [40] BOHANNON, R. W.; SMITH, M. B. Interrater reliability of a modified Ashworth scale of muscle spasticity. *Physical Therapy*, v. 67, p. 206–207, 1987.
- [41] WILSON, J. T. L. et al. Improving the assessment of outcomes in stroke: Use of a structured interview to assign grades on the modified Rankin scale. *Stroke*, v. 33, p. 2243–2246, 2002.
- [42] MEYER, A. R. F.; JAASKO, L.; LEYMAN, I. The post stroke hemiplegic patient. 1. a method for evaluation of physical performance. *Scandinavian Journal of Rehabilitation Medicine*, v. 7, p. 13–31, 1975.

- [43] ITÔ, K. Stochastic integral. *Proceedings of the Imperial Academy*, v. 20, p. 519–524, 1944.
- [44] LIU, S.-J.; KRSTIC, M. *Stochastic averaging and Stochastic Extremum Seeking*. [S.l.]: Springer, 2012.
- [45] LIU, S.-J.; KRSTIC, M. Stochastic averaging in discrete time and its applications to extremum seeking. *IEEE Transactions on Automatic control*, v. 61, p. 90–102, 2016.
- [46] MANZIE, C.; KRSTIC, M. Extremum seeking with stochastic perturbations. *IEEE Transactions on Automatic Control*, v. 54, p. 580–585, 2009.
- [47] KHALIL, H. K. *Nonlinear systems*. [S.l.]: Prentice Hall, 2002.
- [48] NEŠIĆ, A. G. e M. Krstic e D. Multivariable Newton-based extremum seeking. *Automatica*, Elsevier BV, v. 48, n. 8, p. 1759–1767, 2012.
- [49] FARINA, L.; RINALDI, S. *Positive linear systems: theory and applications*. [S.l.]: John Wiley & Sons, 2000.
- [50] ZHANG, Y.; ROTEA, M.; GANS, N. Simplex guided extremum seeking control with convergence detection to improve global performance. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, v. 24, p. 1266–1278, 2016.
- [51] LEE, K. W. et al. Aerodynamic shape optimization via global extremum seeking. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, v. 23, p. 2336–2343, 2015.
- [52] GHAFFARI, A.; KRSTIC, M.; NESIC, D. Multivariable newton-based extremum seeking. *Automatica*, v. 48, p. 1759–1767, 2012.
- [53] OLIVEIRA, T. R.; HSU, L.; PEIXOTO, A. J. Output-feedback global tracking for unknown control direction plants with application to extremum-seeking control. *Automatica*, v. 47, p. 2029–2038, 2011.
- [54] AMINDE, N. O.; OLIVEIRA, T. R.; HSU, L. Global output-feedback extremum seeking control via monitoring functions. In: . [S.l.: s.n.], 2013. p. 1031–1036.
- [55] MERAD, M. et al. Isometric torque control for neuromuscular electrical stimulation with time-varying input delay. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, v. 24, p. 971–978, 2016.

- [56] ALIBEJI, N. et al. Further results on predictor-based control of neuromuscular electrical stimulation. *IEEE Transaction Neural System Rehabilitation Engineer*, v. 23, p. 1095–1105, 2015.
- [57] SHARMA, N.; GREGORY, C.; DIXON, W. E. Predictor-based compensation for electromechanical delay during neuromuscular electrical stimulation. *IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng.*, v. 19, p. 601–611, 2011.
- [58] OLIVEIRA, T. R.; KRSTIC, M.; TSUBAKINO, D. Extremum seeking for static maps with delays. *IEEE Transactions on Automatic Control*, v. 62, p. 1911–1926, 2017.
- [59] ALIBEJI, N.; SHARMA, N. A PID-type robust input delay compensation method for uncertain euler–lagrange systems. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, v. 25, p. 2235–2242, 2017.

ANEXOS

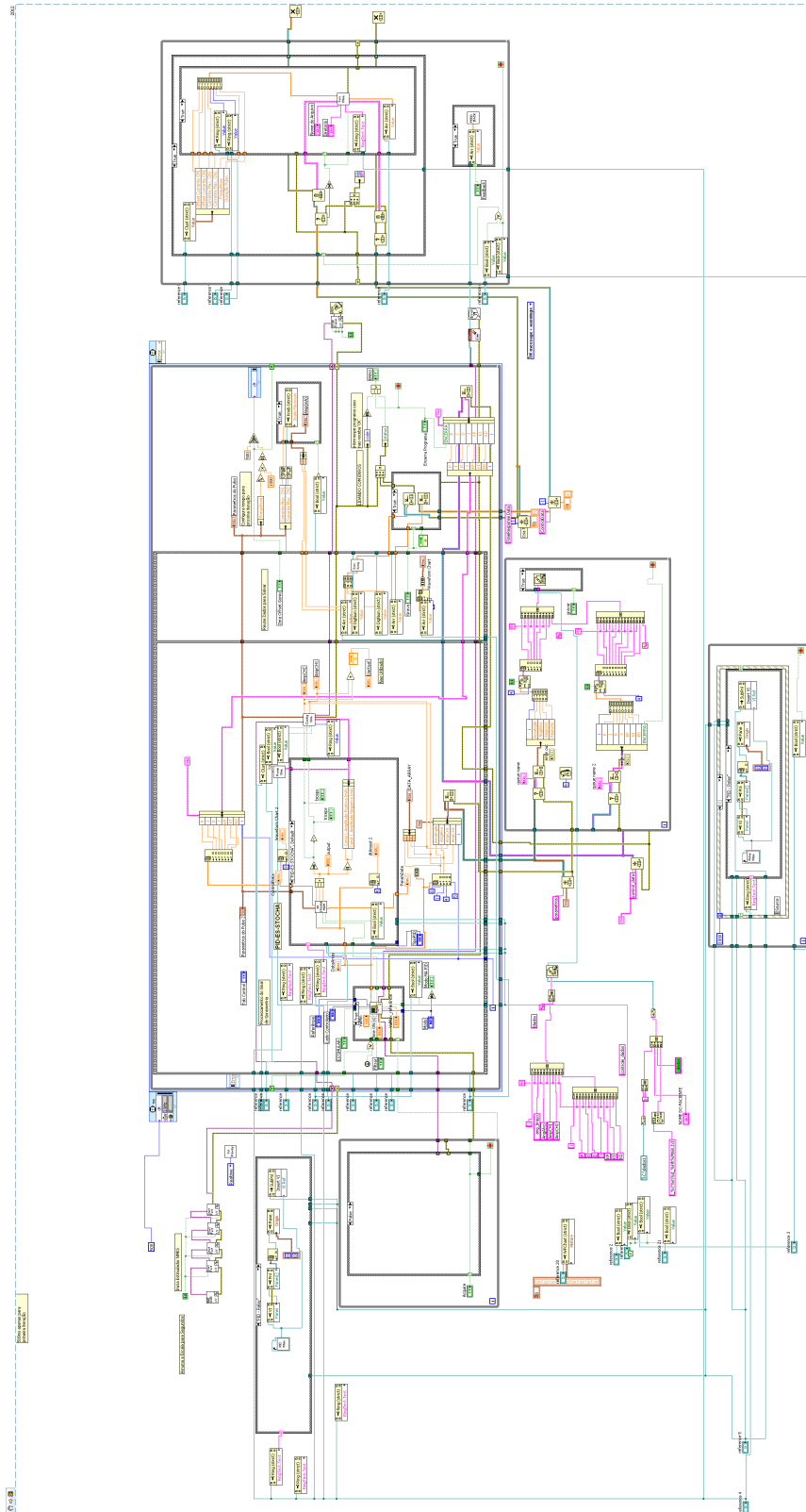


Figura 28: Programa principal do NMES desenvolvido em Labview 12.0.

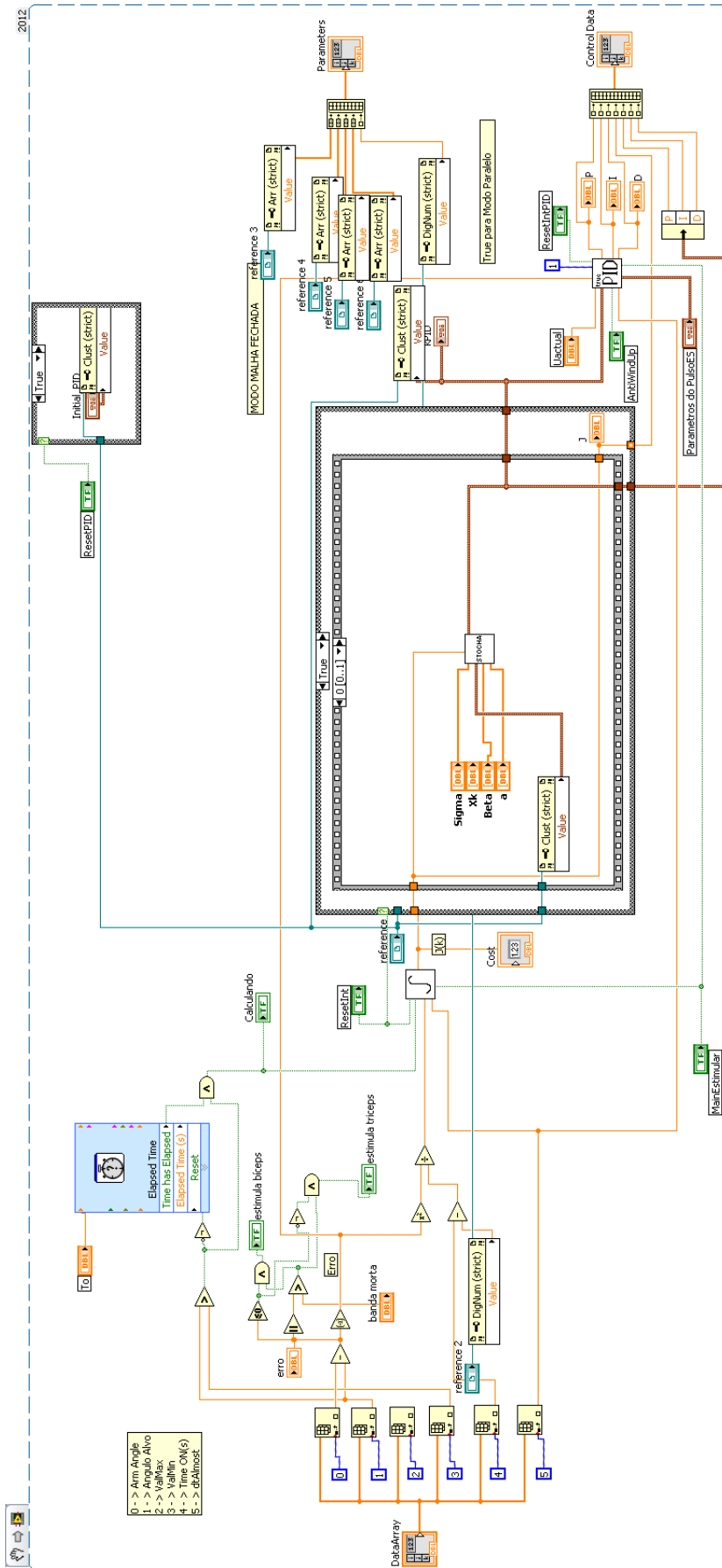


Figura 29: Algoritmo de Busca Extremal adaptando o controlador PID

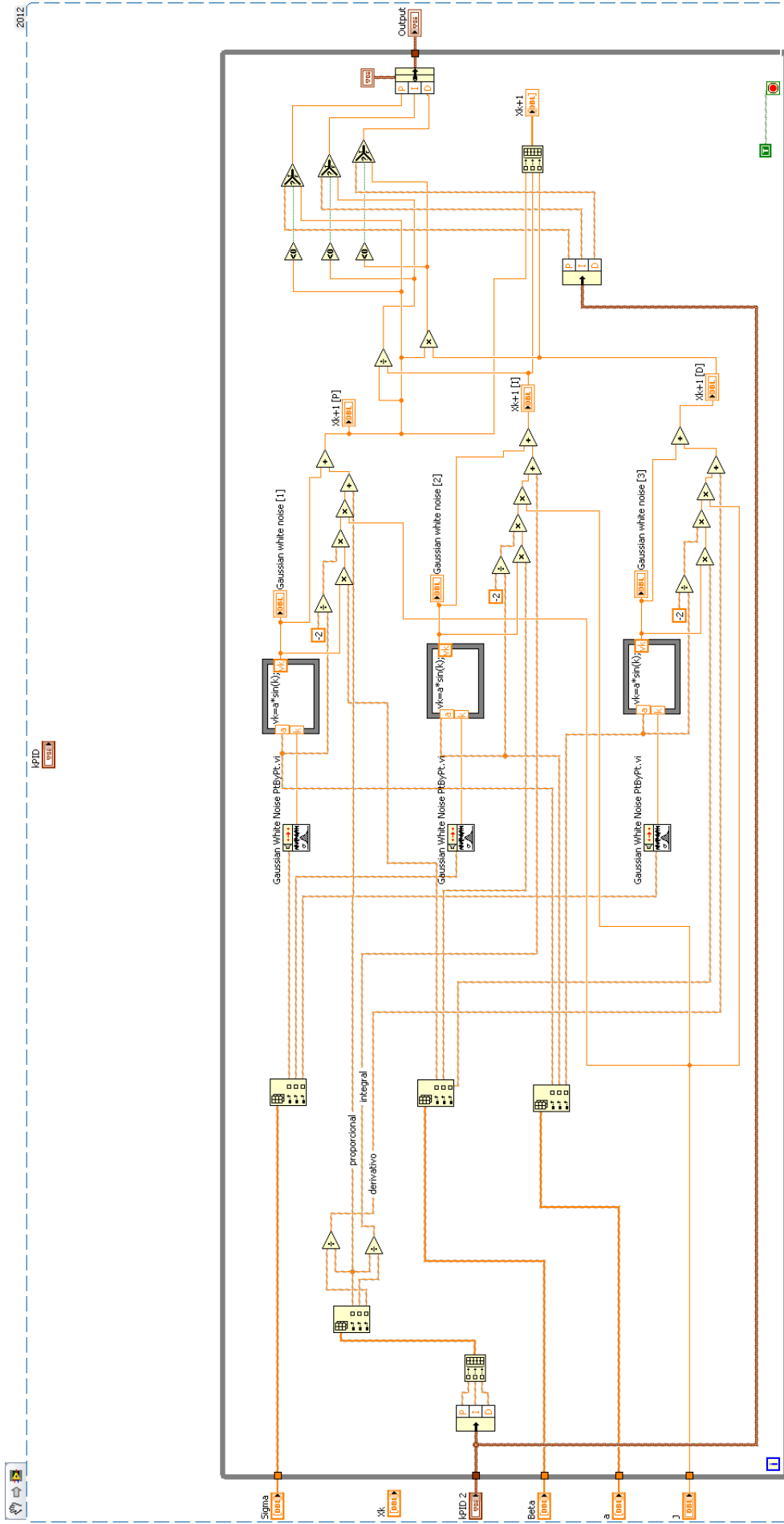


Figura 30: Algoritmo de Busca Extremal Estocastica

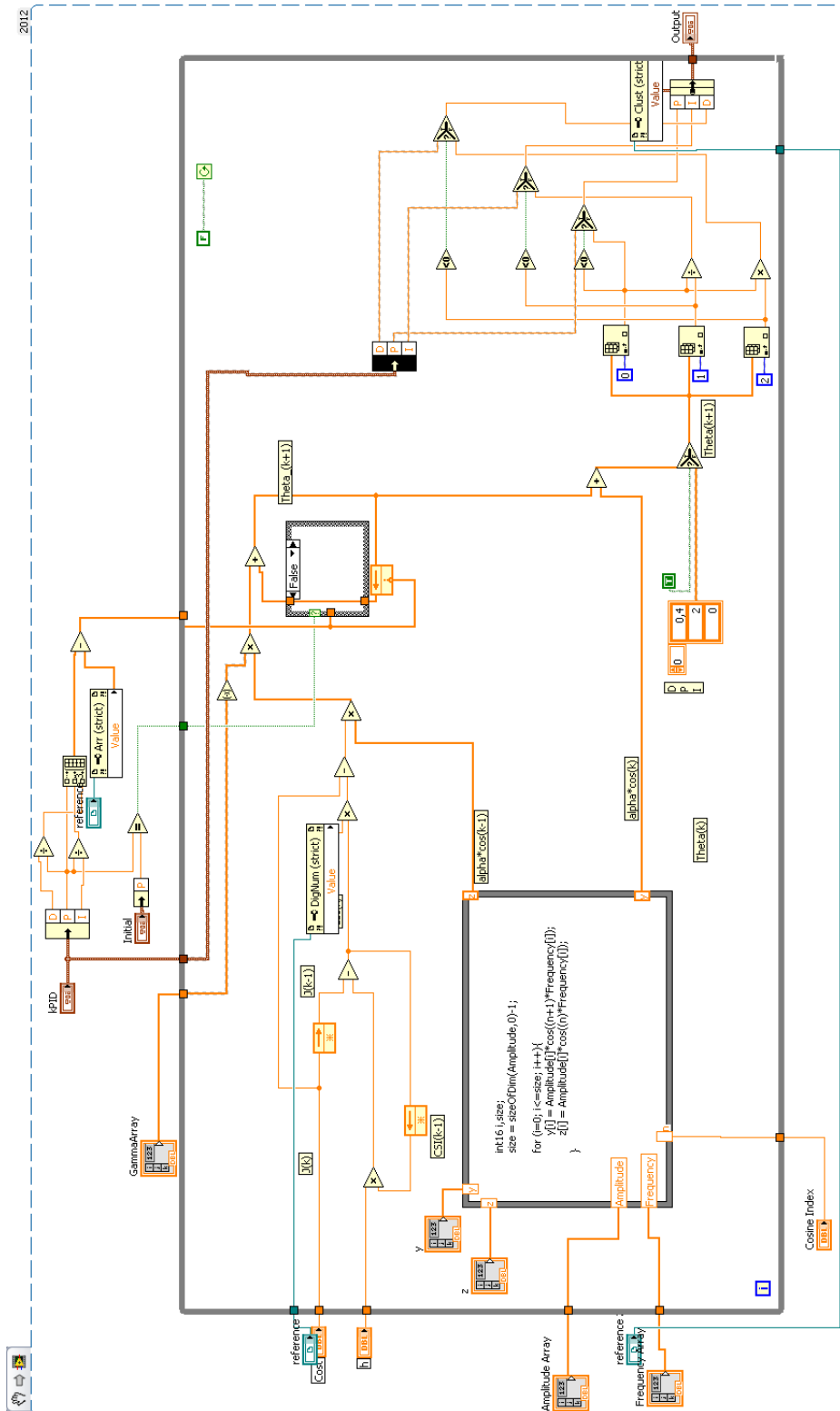


Figura 31: Algoritmo de Busca Extremal Determinístico