

# BUSCA EXTREMAL ESTOCÁSTICA APLICADA À ESTIMULAÇÃO ELÉTRICA NEUROMUSCULAR EM PACIENTES COM AVC

PAULO PAZ\* TIAGO ROUX OLIVEIRA\*

\*Departamento de Eletrônica e Telecomunicações – Faculdade de Engenharia  
Universidade do Estado do Rio de Janeiro (UERJ) – Rua São Francisco Xavier, 524, sala 5018E – 20550-900

Email: paulinho.paz@gmail.com, tiagoroux@uerj.br

**Abstract**— Stochastic Extremum Seeking (ES) approach is employed to adapt the gains of a Proportional-Integral-Derivative (PID) control law for functional neuromuscular electrical stimulation (NMES). The proposed scheme is applied to control the position of the arm of 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 parameters are updated by means of a discrete version of multivariable stochastic ES in order to minimize a cost function which brings the desired performance requirements. Experimental results with 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 64.2% in terms of the root-mean-square error (RMSE) – from  $9.52^\circ$  to  $3.41^\circ$  – 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, stochastic extremum seeking, PID control, trajectory tracking.

**Resumo**— A técnica de Busca Extremal Estocástica (*Stochastic Extremum Seeking* - ES) é aplicada para adaptar os ganhos de um controlador Proporcional-Integral-Derivativo (PID) na estimulação elétrica neuromuscular (NMES). O esquema proposto é aplicado 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 PID são ajustados através de uma versão discreta multivariável do ES estocástico para minimizar uma função de custo que representa o desempenho dos requisitos desejados. Resultados experimentais com pacientes com AVC mostram as especificações geralmente consideradas na fisioterapia para reabilitação funcional são eventualmente satisfeitas em termos de erro estacionário, tempo de assentamento e percentual de ultrapassagem. Resultados quantitativos apresentam uma redução de 64.2% no erro médio quadrático (*Root Mean Square Error* - RMSE) – de  $9.52^\circ$  para  $3.41^\circ$  – quando comparado o primeiro e último ciclo nos experimentos com todos os indivíduos.

**Palavras-chave**— Estimulação elétrica neuromuscular, reabilitação funcional, sistemas adaptativos, busca extremal estocástica, controle PID, rastreamento de trajetória.

## 1 INTRODUÇÃO

Estimulação Elétrica Funcional (*Functional Electrical Stimulation* - FES) ou Estimulação Elétrica Neuromuscular (*Neuromuscular Electrical Stimulation* - NMES) aplica impulsos elétricos exógenos para gerar uma ativação artificial dos neurônios motores (Sheffler and Chae, 2007). 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) para 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 (Lynch and Popovic, 2008), dificultando a prática clínica. Os níveis de estimulação seguem perfis pré calibrados que exigem a presença de um praticante para modificar os parâmetros de estimulação. Requer protocolos com o objetivo de aumentar a contração muscular juntamente com a execução das contrações pretendidas (J. S. Knutson and Chae, 2015). 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 (Hara, 2008), (Freeman et al., 2009). 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 FES/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 ele é de implementação simples (Freeman et al., 2009). Embora controladores PID tenham sido explorados por diversos tipos de plantas, 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 da planta, requer validação experimental para identificação de um modelo de planta aceitável. No entanto, um modelo de planta NMES preciso não é conhecido e um processo de identificação muito longo não é desejável com pacientes em malha aberta (T. R. Oliveira and Souza, 2017). Note que o modelo matemático para uma planta neuromuscular é variante no tempo e altamente não linear (Lynch and Popovic, 2008), isto significa que esta tarefa de modelagem/identificação pode ser totalmente improdutiva. O ambiente adverso da modelagem inspira a aplicação de metodologias de controle adaptativo-robustas e técnicas de sintonia automática (T. R. Oliveira and Souza, 2017).

O propósito deste artigo é desenvolver um esquema de controle PID adaptativo para NMES, destinado a exercícios unilaterais de membros superiores e avaliar a operação em pacientes com AVC. O método proposto para sintonia online dos parâmetros PID com utilização do ES estocástico multivariável dentro de uma configuração de malha fechada apresenta-se eficiente. Há vantagens na aplicação da excitação estocástica sobre a perturbação determinística, como feito em (T. R. Oliveira and Pino, 2016) exclusivamente com sujeitos saudáveis. Se a planta tem múltiplas entradas, a suposição da ortogonalidade no vetor dither impõem um obstáculo adicional no ajuste das frequências das perturbações senoidais (Manzie and Krstic, 2009), (Zhang et al., 2016). Além disso, as desvantagens do ES determinísticos englobam a perturbação uniformemente limitada, o que pode restringir a região de convergência do algoritmo (K. W. Lee and Manzie, 2015), e o fato de que a adaptação usando uma perturbação periódica para aprendizado é bastante fraca e incomum em estruturas de otimização (Liu and Krstic, 2012), (Liu and Krstic, 2016).

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. Uma análise completa dos resultados do ES proposto baseado em controlador PID é apresentada para mostrar sua eficácia em termos de erro médio quadrado (RMSE).

Embora ES tenha sido extensamente usado para diversas aplicações em engenharia, vale a pena mencionar que ES já tem sido utilizado na literatura NMES somente para gerar a trajetória desejada ou identificar os parâmetros de estimulação para a regulação do set point (Stegath et al., 2007) em testes de malha aberta. Até onde sabemos, este artigo 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 com AVC.

## 2 Materiais, Métodos e Protocolo Experimental

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. Um computador tem sido usado para controlar a amplitude, largura de pulso e frequência da estimulação da corrente elétrica. Para restringir o movimento dos braços dos pacientes, um dispositivo leve foi construído (Figura 1). 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).

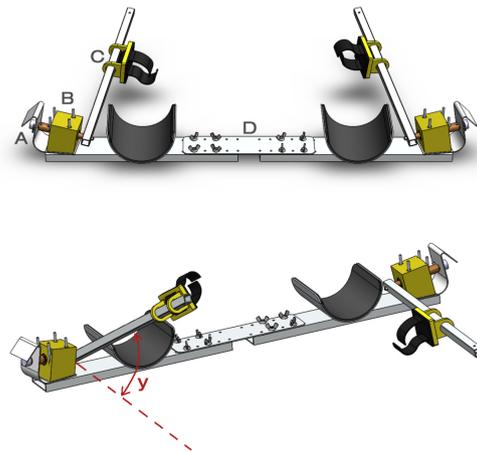


Figura 1: Aparato mecânico para testes experimentais NMES. O ponto A na imagem indica um goniômetro (potenciômetro simples) ligado a um eixo de aço B permitindo leituras de deslocamento angular. Letra C mostra que a fixação do pulso tem uma liberdade linear de movimento ao longo da haste quadrada de 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 são apresentados.

Pacientes sentaram confortavelmente e tiveram seus braços ajustados para o dispositivo da figura 1. Então um par de eletrodos quadrados autoadesivos (5 cm x 5 cm) foram posicionados na porção distal do músculo bíceps braquial (BB) e músculo tríceps braquial (TB). O ponto motor foi detectado usando um eletrodo redondo pequeno de 1 cm<sup>2</sup> e definido como o ponto onde a menor quantidade de corrente poderia produzir uma contração muscular quando utilizada uma estimulação de 1 Hz.

Cada músculo é brevemente estimulado aumentando progressivamente os valores de corrente até o ponto em que o sujeito entender seu limite antes que o desconforto fosse alcançado ou se houvesse corrente suficiente para produzir movimentos de flexão e extensão completos do cotovelo. Todos os sujeitos foram instruídos a não exceder seu limite. Além disso, os indivíduos são orientados a manter-se relaxados e separados da trajetória de referência aplicada para gerar movimentos, afim de minimizar sua participação ativa no experimento.

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 do goniômetro através do NI USB-6009, que possui um conversor analógico-digital de 14 bits (National Instruments, EUA). Um microcontrolador PIC32MX795F512L (Microchip, EUA) é usado para controlar o equipamento NMES. 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  $45 \text{ Hz}$ . O controlador somente modula a amplitude de corrente a cada pulso. Este padrão impede processos galvânicos que podem causar danos nos tecidos.

Movimentos unilaterais foram feitos com um dos braços que recebeu o NMES. O erro da saída do sinal 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 – veja a Figura 1.

$$e(t) := r(t) - y(t), \quad (1)$$

Como métrica para avaliar a melhoria do esquema de controle proposto, o erro quadrado médio da trajetória seguida foi computada para todos os pacientes individualmente.

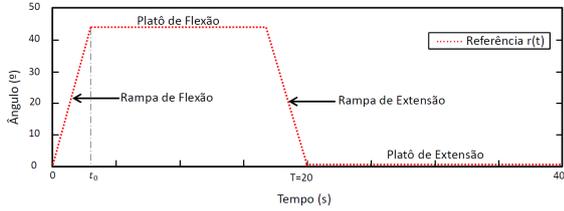


Figura 2: Gráfico do sinal de referência e suas divisões.

A mesma referência de forma trapezoidal foi usada em todas as condições do experimento (Figura 2). Cada rampa de flexão e extensão tem uma velocidade angular de  $15^\circ$  por segundo até o ângulo máximo de  $45^\circ$ , e então retorna para o ponto de partida na mesma velocidade angular.

### 3 Básico de Busca Extremal Estocástica

Para entender a ideia básica da busca extremal estocástica, nós consideramos o caso preliminar de um caso não-linear de um mapeamento estático, como mostra a Figura 3.

Analogamente para o caso determinístico discutido em (Krstic, 2014), a entrada atual  $\theta(t)$  é baseada na estimação  $\hat{\theta}(t)$  para o minimizador desconhecido  $\theta^*$  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  $\theta^*$  é definido por

$$\tilde{\theta}(t) := \theta^* - \hat{\theta}(t) \quad (2)$$

e deve convergir para zero ou algum valor pequeno próximo da vizinhança. Por uma questão de simplicidade, nós 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. Notamos que

$$\theta(t) = \hat{\theta}(t) + a\eta(t). \quad (3)$$

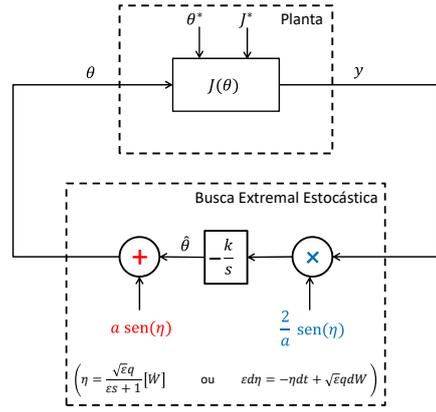


Figura 3: Diagrama de blocos da busca extremal para um mapeamento estático usando perturbação estocástica. A adição e multiplicação dos sinais estocásticos podem ser de natureza irrestrita.  $S(t) = a\eta(t)$  e  $M(t) = \frac{2}{a}\eta(t)$  ou simplesmente limitado  $S(t) = a\sin(\eta(t))$  e  $M(t) = \frac{2}{a}\sin(\eta(t))$ .

Ao conectar (2) a (3), obtém-se

$$\theta(t) = a\eta(t) - \tilde{\theta}(t). \quad (4)$$

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

$$\begin{aligned} \dot{\tilde{\theta}}(t) &= -\dot{\hat{\theta}}(t) = k\frac{2}{a}\eta(t)y(t) \\ &= k\frac{2}{a}\eta(t)f(\theta(t)). \end{aligned} \quad (5)$$

Pela média de (4) e expansão de Taylor de  $f(\theta)$  em torno de  $\theta^*$  até a segunda derivada, nós podemos escrever:

$$\begin{aligned} f(\theta) &= f(a\eta - \tilde{\theta}) \\ &\approx f(\theta^*) + f'(\theta^*)(a\eta - \tilde{\theta}) + \frac{1}{2}f''(\theta^*)(a\eta - \tilde{\theta})^2. \end{aligned} \quad (6)$$

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

$$\begin{aligned} f(\theta) &\approx f(\theta^*) + \frac{1}{2}f''(\theta^*)(a\eta - \tilde{\theta})^2 \\ &= f(\theta^*) + \frac{1}{2}f''(\theta^*)[a^2\eta^2 - 2a\eta\tilde{\theta} + \tilde{\theta}^2]. \end{aligned} \quad (7)$$

Combinando (7) e (5), nós temos

$$\begin{aligned} \dot{\tilde{\theta}} &\approx k\frac{2}{a}\eta \left\{ f(\theta^*) + \frac{1}{2}f''(\theta^*) [a^2\eta^2 - 2a\eta\tilde{\theta} + \tilde{\theta}^2] \right\} \\ &= k\frac{2}{a}\eta \left[ f(\theta^*) + \frac{a^2}{2}f''(\theta^*)\eta^2 - af''(\theta^*)\eta\tilde{\theta} + \frac{1}{2}f''(\theta^*)\tilde{\theta}^2 \right] \end{aligned} \quad (8)$$

Reorganizando os termos de (8), tem-se:

$$\begin{aligned} \dot{\hat{\theta}}(t) &\approx k\frac{2}{a}\eta(t)\left[f(\theta^*) + \frac{1}{2}f''(\theta^*)\tilde{\theta}^2(t)\right] \\ &- 2k\eta^2(t)f''(\theta^*)\tilde{\theta}(t) + k\eta^3(t)af''(\theta^*) \end{aligned} \quad (9)$$

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

$$\varepsilon d\eta = -\eta dt + \sqrt{\varepsilon}q dW, \quad (10)$$

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 3, o sinal  $\eta$  pode ser construído simplesmente passando ruído branco  $\dot{W}(t)$  através de um filtro passa-baixa  $\frac{\sqrt{\varepsilon}q}{\varepsilon s + 1}$ . Se  $\varepsilon$  é suficientemente pequeno, o sinal  $\eta$  é uma boa aproximação do ruído branco. Não é difícil calcular as esperanças das potências de  $\eta$  em (9) como segue

$$\lim_{t \rightarrow +\infty} E\{\eta(t)\} = 0, \quad (11)$$

$$\lim_{t \rightarrow +\infty} E\{\eta^2(t)\} = \frac{q^2}{2}, \quad (12)$$

$$\lim_{t \rightarrow +\infty} E\{\eta^3(t)\} = 0. \quad (13)$$

Em particular, lembrando (10) e aplicando a regra de diferenciação de Ito's para  $\eta^2$  nós obtemos a equação diferencial ordinária

$$\frac{\varepsilon}{2} \frac{dE\{\eta^2\}}{dt} = -E\{\eta^2\} + \frac{q^2}{2}, \quad (14)$$

com solução sendo simplesmente

$$\begin{aligned} E\{\eta^2(t)\} &= e^{-2t/\varepsilon} E\{\eta^2(0)\} + \frac{q^2}{2}(1 - e^{-2t/\varepsilon}) \\ &\rightarrow \frac{q^2}{2} \quad \text{as } t \rightarrow \infty. \end{aligned} \quad (15)$$

É evidente que a taxa de convergência aumenta para um  $\varepsilon$  pequeno, e a relação (12) é verificada com  $t \rightarrow +\infty$ , como esperado. Após um transiente de curta duração de ordem  $\mathcal{O}(\varepsilon)$ , os termos em  $\eta$  da equação (9) pode ser aproximada pelas suas respectivas esperanças tal que a estimação do erro é dada por

$$\dot{\tilde{\theta}}(t) \approx -kq^2 f''(\theta^*) \tilde{\theta}(t). \quad (16)$$

Assim, ao menos a estabilidade local pode ser obtida ( em um senso probabilístico adequado ) para o esquema de busca extremal estocástica na Figura 3 fornecendo  $k > 0$  e o mapeamento tem um mínimo em  $\theta^*$ . Se a estimação inicial  $\hat{\theta}(0)$  é suficientemente próximo ao desconhecido  $\theta^*$ , a entrada  $\theta(t)$  converge exponencialmente para uma pequena vizinhança em torno do  $\theta^*$  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 (Liu and Krstic, 2012), o esquema na Figura 3 com a perturbação estocástica irrestrita  $\eta(t)$  não é tão atraente para análise da média (Liu and Krstic, 2016). Para tornar a análise viável, nós podemos trocar o  $\eta(t)$  no algoritmo da Figura 3 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 (Liu and Krstic, 2012):

$$\frac{\text{speed}_{\sin(\eta)}}{\text{speed}_{\eta}} = \frac{(1 - e^{-q^2})}{q^2}. \quad (17)$$

Figura 4 mostra o resultado da simulação da versão em tempo contínuo do algoritmo de busca extremal estocástica da Figura 3 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 escolhida com os parâmetros  $q = 1$ ,  $\varepsilon = 0.25$ ,  $a = 0.5$ , and  $k = 10$ .

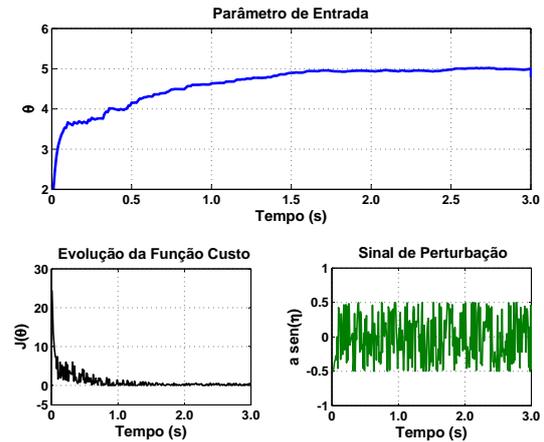


Figura 4: Convergência do  $\theta$  para o extremo de  $\theta^* = 5$  e a minimização da função custo  $J(\theta)$  sob um sinal de perturbação estocástica  $S(t) = a \sin(\eta(t))$ .

No esquema de busca extremal estocástica para sistemas dinâmicos com mapeamento de saída em equilíbrio, nós focamos na estabilidade do sistema reduzido (Liu and Krstic, 2016). Diferente da busca extremal determinístico, 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 (Khalil, 2002). 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 (Liu and Krstic, 2012) e (Liu and Krstic, 2016) para obter a aproximação ao mínimo do mapa de equilíbrio de saída.

#### 4 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.

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 5.

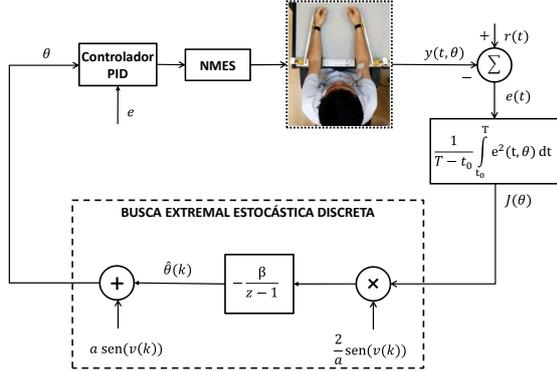


Figura 5: Diagrama de blocos do sistema de malha fechada NMES usando a versão discreta da busca extremal estocástica, onde  $v(k)$  é o vetor de perturbação.

##### 4.1 Função Custo e Controlador PID

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

$$J(\theta) := \frac{1}{T - t_0} \int_{t_0}^T e^2(t, \theta) dt, \quad (18)$$

com o erro de saída em (1), parametrizado em  $\theta$ , 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

$$\theta := [K, T_i, T_d]^T \quad (19)$$

sendo os parâmetros PID.

A função  $J(\theta)$  dada por (18) 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 2).

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 tão 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:

$$u(t) = K_p e(t) + K_i \int_0^t e(\tau) d\tau + K_d \frac{de(t)}{dt}, \quad \forall t \geq 0, \quad (20)$$

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

$$K_p = K > 0 \quad (21)$$

$$K_i = \frac{K}{T_i} > 0 \quad (22)$$

$$K_d = K T_d > 0 \quad (23)$$

são os ganhos proporcional, integral e derivativo.

##### 4.2 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 5, a implementação do algoritmo de busca extremal estocástica em tempo discreto na Seção 3 é dada por (Manzie and Krstic, 2009), (Liu and Krstic, 2016):

$$\hat{\theta}_i(k+1) = \hat{\theta}_i(k) - \beta \frac{2}{a} \sin(v_i(k)) J(\hat{\theta}(k) + a \sin(v(k))), \quad (24)$$

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,  $v(k) = [v_1(k) \ v_2(k) \ v_3(k)]^T$  e  $\sin(v(k)) = [\sin(v_1(k)) \ \sin(v_2(k)) \ \sin(v_3(k))]^T$ . Os elementos do vetor de perturbação Gaussiana estocástica  $v(k)$  são sequencialmente e mutuamente independentes tal que  $E\{v(k)\} = 0$ ,  $E\{v_i^2(k)\} = \sigma_i^2$  e  $E\{v_i(k) v_j(k)\} = 0$ ,  $\forall i \neq j$ , 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 5). 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). 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  $\beta$ , produzindo uma nova estimativa de parâmetro  $\hat{\theta}(k)$ . O integrador executa a função de adaptação e atua como um filtro passa-baixa.

## 5 Experimentos

Resultados experimentais são apresentados para validar o controlador NMES proposto seguindo o protocolo na Seção 2. Uma discussão detalhada da resposta em malha fechada será apresentada.

Quatro pacientes com acidente vascular cerebral foram recrutados. Como mostrado na Tabela 1, os pacientes com AVC foram classificados de acordo com a escala de Ashworth e avaliação de Fugl Meyer (ver (Bohannon and Smith, 1987), (Wilson et al., 2002) e (Meyer et al., 1975), respectivamente). Antes da participação, um consentimento formal por escrito foi obtido de cada indivíduo. O gráfico da Figura 6 apresenta os sinais e movimentos representativos para os pacientes 1 a 4.

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 (Farina and Rinaldi, 2000) (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.

Implementamos o controlador (20) com ganhos adaptados de acordo com (24). Diferentes valores iniciais para os ganhos  $K_p$ ,  $K_i$  and  $K_d$  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  $v_i(k)$  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 6, ele mostra um baixo erro em regime permanente e baixo porcentagem de *overshoot* para um cenário prático após a lei de adaptação ter minimizado a função custo (18), com  $t_0 = 5$  e  $T = 20$  para cada ciclo da curva trapezoidal dada na Figura 2. 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.

## 6 Conclusão

Apesar das propriedades de não-linearidade e variação no tempo do processo NMES, ele foi satisfatório na abordagem da proposta do controle PID adaptativo via busca extremal estocástica multivariável.

Do ponto de vista do controlador, não é necessário derivar e identificar as equações do modelo para o sistema neuromuscular. A única informação necessária é que a planta deve ser estável em malha aberta (Khalil, 2002). Assim, a solução proposta independe do modelo.

Um bom desempenho da trajetória pode ser obtido depois de poucas iterações. Esta propriedade de robustez é particularmente importante, pois o processo de sintonia em geral pode demorar muito tempo e até mesmo induzir a fadiga muscular, reduzindo a eficácia do processo e sua viabilidade clínica. Os ensaios em nossas experiências foram suficientes para indicar resultados convincentes ao compará-los com aqueles obtidos por meio de controladores PID com ganhos fixos (T. R. Oliveira and Souza, 2017), (Catunda, 2016).

De acordo com os experimentos, a abordagem do controle adaptativo proposto foi capaz de atingir os ângulos alvo, garantindo condições de conforto e aumentando potencialmente o reaprendizado motor dos pacientes com AVC. O erro RMSE das trajetórias de rastreamento dos pacientes com acidente vascular cerebral indica que nossos resultados são estatisticamente satisfatórios, apresentando uma média de RMSE em torno de  $6.5^\circ$ .

## Agradecimentos

Os autores agradecem às agências de financiamento brasileiras CAPES, CNPq e FAPERJ pelo apoio financeiro.

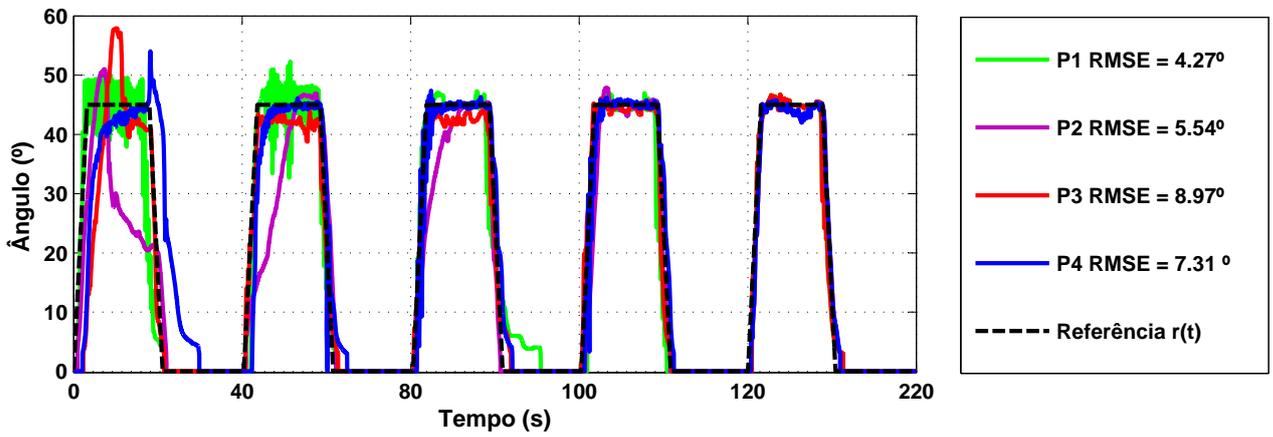


Figura 6: Resultado do movimento angular da articulação do cotovelo com busca extremal estocástica de quatro pacientes com AVC e seus respectivos erros médios quadrados. O sinal de referência é a linha pontilhada.

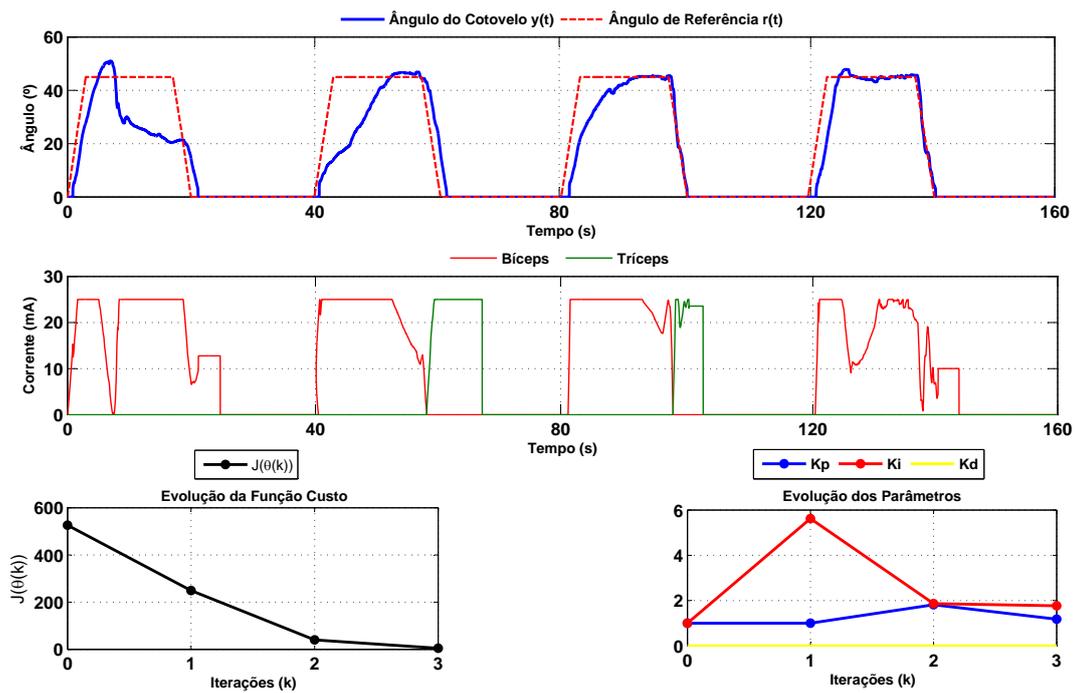


Figura 7: PID Adaptativo (Paciente 2): Parâmetros PID durante adaptação da busca extremal estocástica do sistema de malha fechada, a evolução da função custo, e a resposta de saída  $y$  obtida após  $k = 3$  iterações. A Busca Extremal Estocástica reduz a função custo  $J(\theta(k))$ , que produz uma resposta de rastreamento mais favorável.

Tabela 1: Descrição Clínica dos Pacientes com AVC

Sujeito	Idade	Gênero	Tempo de lesão (meses)	Lado da lesão	Tipo de AVC	Escala MAS <sup>1</sup>	Escala de Rankin <sup>2</sup>	FMA-MS <sup>3</sup>
P1	40	M	121	E	H	3	III	14/66
P2	28	F	69	D	I	2	I	36/66
P3	53	M	134	D	I	1+	I	26/66
P4	59	F	162	E	H	2	III	9/66

M - Masculino, F- Femenino, D - Direito, E - Esquerdo, I - AVC Isquêmico, H - AVC Hemorrágico

1 - Escala Ashworth Modificada

2 - Escala de severidade do AVC

Tabela 2: Erro médio quadrado (RMSE) obtido dos pacientes com AVC.

	Patient 1	Patient 2	Patient 3	Patient 4	Mean
<b>Total RMSE</b>	4.27°	5.54°	8.97°	7.31°	6.52°
<b>RMSE of First Cycle</b>	3.62°	10.88°	10.98°	12.61°	9.52°
<b>RMSE of Last Cycle</b>	2.51°	2.26°	5.72°	3.17°	3.41°

### Referências

- Bohannon, R. W. and Smith, M. B. (1987). Interrater reliability of a modified Ashworth, *Physical Therapy* **67**: 206–207.
- Catunda, J. Y. (2016). *Estimulação Elétrica Neuromuscular com Controle em Malha Fechada: Desenvolvimento e Aplicação em Pacientes Hemiparéticos por Acidente Vascular Cerebral*, PhD thesis, Universidade Federal do Rio de Janeiro (UFRJ/COPPE).
- Farina, L. and Rinaldi, S. (2000). *Positive linear systems: theory and applications*, John Wiley & Sons.
- Freeman, C. T., Hughes, A. M., J. H. Burrige, P. H. C. P. L. L. and Rogers, E. (2009). Iterative learning control of FES applied to the upper extremity for rehabilitation, *Control Engineering Practice* **17**(3): 368–381.
- Hara, Y. (2008). Neurorehabilitation with new functional electrical stimulation for hemiparetic upper extremity in stroke patients, *J Nippon Med Sch.* **75**: 4–14.
- J. S. Knutson, M. J. Fu, L. R. and Chae, J. (2015). Neuromuscular electrical stimulation for motor restoration in hemiplegia, *Physical Medicine and Rehabilitation Clinics of North America* **16**: 729–745.
- K. W. Lee, W. H. Moase, S. Z. K. A. O. and Manzie, C. (2015). Aerodynamic shape optimization via global extremum seeking, *IEEE Transactions on Control Systems Technology* **23**: 2336–2343.
- Khalil, H. K. (2002). *Nonlinear systems*, Prentice Hall.
- Krstic, M. (2014). Extremum seeking control, *Encyclopedia of Systems and Control*.
- Liu, S.-J. and Krstic, M. (2012). *Stochastic averaging and Stochastic Extremum Seeking*, Springer.
- Liu, S.-J. and Krstic, M. (2016). Stochastic averaging in discrete time and its applications to extremum seeking, *IEEE Transactions on Automatic control* **61**: 90–102.
- Lynch, C. L. and Popovic, M. R. (2008). Functional electrical stimulation: closed-loop control of induced muscle contractions, **28**: 40–50.
- Manzie, C. and Krstic, M. (2009). Extremum seeking with stochastic perturbations, *IEEE Transactions on Automatic Control* **54**: 580–585.
- Meyer, A. R. F., Jaasko, L. and Leyman, I. (1975). The post stroke hemiplegic patient. 1. a, *Scandinavian Journal of Rehabilitation Medicine* **7**: 13–31.
- Sheffler, L. R. and Chae, J. (2007). Neuromuscular electrical stimulation in neurorehabilitation, *Muscle Nerve* **35**(4): 562–590.
- Stegath, K., Sharma, N., Gregory, C. and Dixon, W. E. (2007). An extremum seeking method for non-isometric neuromuscular electrical stimulation, *Proc. IEEE Int. Conf. Syst. Man Cybern.*
- T. R. Oliveira, L. R. C. and Pino, A. V. (2016). Extremum seeking applied to neuromuscular electrical stimulation, *IFAC Conference on Cyber-Physical & Human-Systems* **49**: 188–193.
- T. R. Oliveira, L. R. Costa, J. M. Y. C. A. V. P. W. B. and Souza, M. N. (2017). Time-scaling based sliding mode control for neuromuscular electrical stimulation under uncertain relative degrees, *Medical Engineering and Physics* **44**: 53–62.
- Wilson, J. T. L., Hareendran, A., Grant, M., Baird, T., Schulz, U. G. R. and W., K. (2002). Improving the assessment of outcomes in stroke: Use of a, *Stroke* **33**: 2243–2246.
- Zhang, Y., Rotea, M. and Gans, N. (2016). Simplex guided extremum seeking control with convergence detection to improve global performance, *IEEE Transactions on Control Systems Technology* **24**: 1266–1278.