



Universidade Federal
do Rio de Janeiro

Escola Politécnica

OTIMIZAÇÃO DO GANHO DE UM CONTROLADOR POR REALIMENTAÇÃO VISANDO À GESTÃO DE ATIVOS

Sidney Kolás Príncipe Junior

Projeto de Graduação apresentado ao Curso de Engenharia de Controle e Automação da Escola Politécnica, Universidade Federal do Rio de Janeiro, como parte dos requisitos necessários à obtenção do título de Engenheiro.

Orientador: Prof. Bruno Didier Olivier Capron,
D.Sc.

Rio de Janeiro, RJ - Brasil

Dezembro de 2016

OTIMIZAÇÃO DO GANHO DE UM CONTROLADOR POR
REALIMENTAÇÃO VISANDO À GESTÃO DE ATIVOS

Sidney Kolás Príncipe Junior

PROJETO DE GRADUAÇÃO SUBMETIDO AO CORPO DOCENTE DO CURSO DE ENGENHARIA DE CONTROLE E AUTOMAÇÃO DA ESCOLA POLITÉCNICA DA UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO DE JANEIRO COMO PARTE DOS REQUISITOS NECESSÁRIOS PARA A OBTENÇÃO DO GRAU DE ENGENHEIRO DE CONTROLE E AUTOMAÇÃO.

Aprovado por:

Prof. Bruno Didier Olivier Capron, D.Sc.

Prof. Afonso Celso Del Nero Gomes, D.Sc.

Prof. Maurício Bezerra de Souza Jr., D.Sc.

Rio de Janeiro, RJ – Brasil

Dezembro de 2016

Principe Junior, Sidney Kolás

Otimização do ganho de um controlador por realimentação visando à gestão de ativos / Sidney Kolás Principe Junior – Rio de Janeiro: UFRJ / Escola Politécnica, 2016.

VIII, 37 p.: il.; 29,7 cm.

Orientador: Prof. Bruno Didier Olivier Capron, D.Sc.

Projeto de Graduação – UFRJ / Escola Politécnica / Curso de Engenharia de Controle e Automação, 2016.

Referências Bibliográficas: p. 30-31

1. Controle realimentado 2. Otimização 3. Filtro RLS 4. Gestão de Ativos Financeiros.

I. Capron, Bruno Didier Olivier. II. Universidade Federal do Rio de Janeiro, Escola Politécnica, Curso de Engenharia de Controle e Automação. III. Otimização do ganho de um controlador por realimentação visando à gestão de ativos.

Agradecimentos

Gostaria de agradecer primeiramente aos meus pais e irmã por me darem total suporte ao longo da minha trajetória como aluno da Engenharia de Controle e Automação, estando ao meu lado sempre que precisei.

Agradeço ao meu professor Orientador, Bruno Capron, pelo tempo dedicado a orientação e aos membros da banca, Maurício Bezerra de Souza Jr. e Afonso Celso Del Nero Gomes por avaliarem este trabalho.

Por fim, agradeço a todos os professores e amigos que estiveram juntos comigo, em especial Vinícius Cunha e Matheus Araújo, pela importância que tiveram em diversos momentos ao longo da minha graduação.

Resumo do Projeto de Graduação apresentado à Escola Politécnica/UFRJ como parte dos requisitos necessários para a obtenção do grau de Engenheiro de Controle e Automação.

Otimização do ganho de um controlador por realimentação visando à gestão de ativos

Sidney Kolás Príncipe Junior

2016

Orientador: Bruno Didier Olivier Capron, D.Sc.

Curso: Engenharia de Controle e Automação

Este projeto de graduação busca estudar a otimização do ganho de um controlador por realimentação visando à gestão de ativos financeiros. Explica-se, inicialmente, os principais aspectos do sistema implementado para que, em seguida, seja discutido uma forma de otimizá-lo utilizando um filtro RLS. Por fim, são apresentadas algumas simulações com o objetivo de demonstrar o desempenho do método através do uso de dados reais.

Palavras-chave: Controle Realimentado, Otimização, Filtro RLS, Gestão de Ativos Financeiros

Abstract of Undergraduate Project presented to POLI/UFRJ as a partial fulfilment of the requirements for the degree of Control and Automation Engineer.

Optimisation of a feedback controller gain aiming at asset management

Sidney Kolás Principe Junior

2016

Advisor: Bruno Didier Olivier Capron, D.Sc.

Course: Control and Automation Engineering

This final project aims to study the optimisation of a feedback controller gain aiming at financial asset management. Firstly, the main aspects of the implemented system are explained with the objective to, in the sequel, present a way to optimise it using a RLS filter. Finally, some simulations are shown to demonstrate the method performance by using some actual data.

Keywords: Feedback Control, Optimisation, RLS Filter, Asset Management.

Conteúdo

I. Introdução.....	1
II. Mercado de Ações.....	2
a. Visão geral.....	2
b. Investimento long x short	2
III. Revisão Bibliográfica.....	3
IV. Premissas e Mercado simplificado.....	4
V. Modelo do sistema	5
a. Visão Geral.....	5
b. Modelo implementado.....	6
VI. Proposta de Otimização.....	9
a. Filtro RLS (Recursive least squares).....	9
b. Proposta de construção sinal desejado.....	12
c. Parâmetros do filtro	14
VII. Simulações	15
a. Exchange Traded Fund QQQ	15
b. Embraer S.A.	20
c. Parâmetros do sistema	26
VIII. Conclusão.....	28
Apêndices	32

I. Introdução

A principal motivação deste trabalho está na busca de um método que auxilie um investidor do mercado de ações a tomar decisões de investimentos que maximizem o seu retorno financeiro.

A base do estudo desenvolvido versa na aplicação da teoria clássica de controle no desenvolvimento de um sistema visando à gestão de ativos financeiros.

Um fato interessante é que boa parte das abordagens relacionadas à gestão de ativos encontradas na literatura se baseiam em previsões. E, por mais que esses métodos sejam extremamente complexos e robustos, há eventos que não são previstos e que possuem a capacidade de levar esses sistemas a um colapso [1]. Tal fato é a principal razão da busca por uma estratégia reativa ao invés de preditiva, isto é, uma abordagem que não tem como objetivo em nenhum momento prever o comportamento do mercado ou o preço do ativo como em [2]. De fato, este estudo tem como essência o processamento do preço histórico de uma ação $P(k)$ para que, a partir disso, o investimento atual dado por $I(k)$ seja definido.

O trabalho foi dividido em sete seções. A seção **II** introduz ao leitor alguns conceitos básicos relacionados ao mercado de ações e que são essenciais para compreensão do que será desenvolvido ao longo do texto. Na seção **III** é feita uma revisão bibliográfica das principais pesquisas em que o presente estudo é baseado. A seção **IV** aborda algumas hipóteses relacionadas ao mercado de ações e identifica algumas possíveis limitações. Já a seção **V** descreve o modelo de controle implementado e suas principais características. Toda a parte relacionada a proposta de otimização ficou concentrada na seção **VI**.

A partir da seção **VII**, pode-se visualizar os resultados obtidos através de algumas simulações. A comparação do desempenho do algoritmo é feita com o modelo original através do uso de dados reais do preço de fechamento de dois ativos diferentes.

A última parte, seção **VIII**, foi reservada para as conclusões do estudo proposto e para sugestão de algumas melhorias que tem potencial de aumentar a eficácia da técnica implementada nesse trabalho.

É importante destacar que o método apresentado não tem como objetivo e não deve ser usado como a única ferramenta na tomada de decisão de investimento. Diferentes tipos de análises tendem a melhorar o desempenho de qualquer investidor e, dependendo do mercado em questão, ter maior ou menor impacto [3].

II. Mercado de Ações

a. Visão geral

Ações são as menores unidades que compõem o capital de uma empresa, isto é, quando uma ação é comprada por um investidor é como se ele estivesse comprando uma pequena parte de uma empresa. Elas são comercializadas na bolsa de valores e, no caso do Brasil, isso acontece na BM&FBOVESPA (Bolsa de Valores de São Paulo).

As operações de compra e venda de ações são executadas por corretoras e não são tão simples quanto comprar ou vender um imóvel ou um carro. O preço, o tipo operação e até mesmo a frequência da operação são fatores determinantes. O escopo do presente trabalho se concentra na etapa da tomada de decisão de investimento e trabalha com uma dinâmica simplificada do processo de compra e venda. Embora isso possa reduzir a eficiência do método no mercado real, há diversos algoritmos que executam operações com ações que minimizam dinâmicas indesejadas e que, conseqüentemente, poderiam amenizar qualquer perda de desempenho do método proposto nesse projeto. Um exemplo desse tipo de estudo pode ser visto em [4].

b. Investimento *long* x *short*

Um dos principais conceitos utilizados ao longo do texto está relacionado a posição do investidor em relação a um ativo qualquer.

A posição *long* representa um investimento de compra, onde o investidor acredita que irá obter um retorno financeiro no caso de o preço da ação subir.

O investimento *short*, por outro lado, representa a venda de um ativo, mesmo que o investidor não o possua, onde o rendimento é obtido no caso do preço cair. Essa operação de venda de um ativo que o investidor não possui é viabilizada pelas corretoras através de empréstimos, e a explicação de como esse tipo de operação acontece em transações reais não faz parte do escopo desse trabalho. O único conceito que se faz necessário é a dinâmica que envolve o rendimento, segundo ilustrado pela Tabela 1.

Preço do Ativo	Rendimento na posição <i>long</i>	Rendimento na posição <i>short</i>
Sobe	Positivo	Negativo (perda)
Desce	Negativo (perda)	Positivo

Tabela 1: Dinâmica dos tipos de posição de investimento.

III. Revisão Bibliográfica

A teoria de controle linear vem sendo empregada em diversas frentes de pesquisa relacionadas a sistemas financeiros e vem demonstrado bons resultados, como se pode ver em [5], [6] e [7]. Esse histórico de bons desempenhos é o principal motivador para o desenvolvimento de sistemas utilizando essa teoria.

O modelo do sistema dinâmico utilizado no presente trabalho é bastante simples e foi baseado no paradigma desenvolvido por B. R. Barmish em [8] e aprimorada em [9], [10] e [11]. No caso discreto, a função que representa o ganho ou a perda $g(k)$ é vista como a saída do sistema e a lei de controle $f(g)$ é da forma $f(g) = Kg$ - um controlador proporcional com ganho K . Em outras palavras, a decisão de investimento é baseada nos ganhos e perdas que ocorreram no passado.

É importante ressaltar que considerar a lei $f(g) = I_i + Kg$, com K e $I_i \in \mathbb{R}$ onde I_i representa o investimento inicial, possui um resultado interessante em condições de mercado idealizado, em especial quando a função preço é vista como contínua. Conforme demonstrado em [9], independente da variação de preço, é possível provar que o investidor nunca perderá dinheiro. A equação abaixo, chamada de Lei da Arbitragem por B. R. Barmish, ilustra esse resultado:

$$F(t) = \frac{1}{K}(P^k + P^{-K} - 2) \geq 0 \quad (1)$$

Note que $F(t)$ representa o ganho financeiro acumulado em função do tempo e P representa o preço do ativo.

Embora considerar a função preço contínua seja uma simplificação do modelo real, não haver perda financeira é um resultado interessante e uma importante motivação para se buscar melhorias no paradigma proposto.

Em primeira análise, a importância de K para o modelo se torna óbvia uma vez que o ganho do controlador é a principal variável no processo de decisão do investimento. A escolha desse valor, portanto, é determinante para o desempenho do modelo. Isso explica, na prática e de forma direta, o porquê da busca de um método de otimização do ganho do controlador.

Por fim, escolheu-se utilizar um filtro RLS (*recursive least squares*) como principal ator da estratégia de otimização, pois há um crescente uso de filtros adaptativos e outras ferramentas de processamento de sinais na gestão de ativos. Além disso, há grande abrangência do uso desse filtro. Alguns estudos buscam um modelo de previsão do preço do ativo, como em [12], outros procuram descobrir métodos de se obter alguma

informação acerca da volatilidade [13], outro importante fator considerado na gestão de ativos.

Outras motivações relacionadas a escolha de um Filtro RLS em detrimento de outros tipos de filtro serão apresentadas na seção onde é discutida a proposta de otimização.

IV. Premissas e Mercado simplificado

Antes de uma técnica nova ser aplicada no mercado de ações real, é conveniente confirmar o desempenho da teoria desenvolvida em um mercado simplificado. Isso evita desperdício de recursos e tempo.

Dessa forma, algumas premissas foram assumidas e determinadas simplificações do mercado financeiro foram feitas com o objetivo de se analisar a eficácia da teoria proposta através de simulações utilizando preços reais. Boa parte dos aspectos discutidos aqui se baseiam no estudo desenvolvido em [9].

Função preço: o preço da ação é definido como uma função discreta $P(k)$, onde k denota um instante de tempo qualquer. Além disso, será utilizado nesse estudo somente um ativo, isto é, o preço de uma ação em dado período aleatório.

É relevante destacar que o investidor não consegue, em nenhuma situação, influenciar no preço da ação – ele é unicamente dado pelo mercado. Essa hipótese é válida quando os investimentos propostos não são altos o suficiente para influenciar na dinâmica de preço do mercado.

Transações instantâneas e sem taxas ou impostos: todas as transações propostas pelo modelo acontecem instantaneamente e não são descontados em nenhum momento qualquer tipo de taxa ou imposto do montante investido. Em mercados de alta frequência, essa suposição não causa grandes impactos no resultado [9].

Liquidez ideal: não há nenhuma diferença entre os preços praticados numa operação de compra ou numa operação de venda.

Taxa de empréstimo e retorno: nas operações que envolvem empréstimo ou rendimento relacionado ao montante existente na conta, mas investido num ativo considerado de risco nulo, assume-se que é aplicado uma taxa r .

O primeiro caso diz respeito a situação onde é desejado investir mais recursos do que se tem. O investidor, portanto, precisa pagar uma taxa pelo valor que foi emprestado a ele.

No segundo caso, o investidor recebe um rendimento referente a um valor que consta na conta, mas não foi aplicado na compra da ação.

No mundo real a taxa referente ao empréstimo é maior que o rendimento de um ativo de risco nulo. Porém, para simplificar o modelo, foi utilizado o mesmo valor r para ambas.

É importante destacar que um ativo é classificado como risco nulo quando não há chances de perda quando há dinheiro aplicado nele. No caso do Brasil, esse ativo é a poupança. Logo, r refere-se ao retorno diário médio da poupança brasileira.

Limite de investimento: na prática, em uma conta associada a um investidor, existe um limite de recursos que ele pode pegar emprestado com a corretora para aplicar na compra de ações. Se a conta tem saldo $V(k)$, o máximo valor que ele pode investir deve respeitar a seguinte equação:

$$|I(k)| \leq \gamma V(k), \gamma \geq 1 \quad (2)$$

γ é conhecido pelo termo da língua inglesa *leverage*.

Como se trata de uma restrição inerente ao mercado financeiro e capaz de alterar de maneira significativa o desempenho, ela foi adicionada ao modelo conforme será visto posteriormente.

V. Modelo do sistema

a. Visão Geral

A lei de controle proposta para esse estudo, conforme já adiantado, é a lei linear da forma $f(g) = I_i + Kg$, onde $K \in \mathbb{R}$ representa o ganho do controlador e I_i representa o investimento inicial.

Na prática, porém, é mostrado que construir o sinal de investimento a partir de outros dois, um sinal *long* e um *short*, leva a resultados interessantes, conforme desenvolvido por B. R. Barmish [9].

Sendo assim, são propostos dois controladores baseados em dois sinais realimentados superpostos: $g_l(k)$ e $g_s(k)$.

A Figura 1 apresenta o diagrama de blocos do modelo do controlador simultâneo *long-short*.

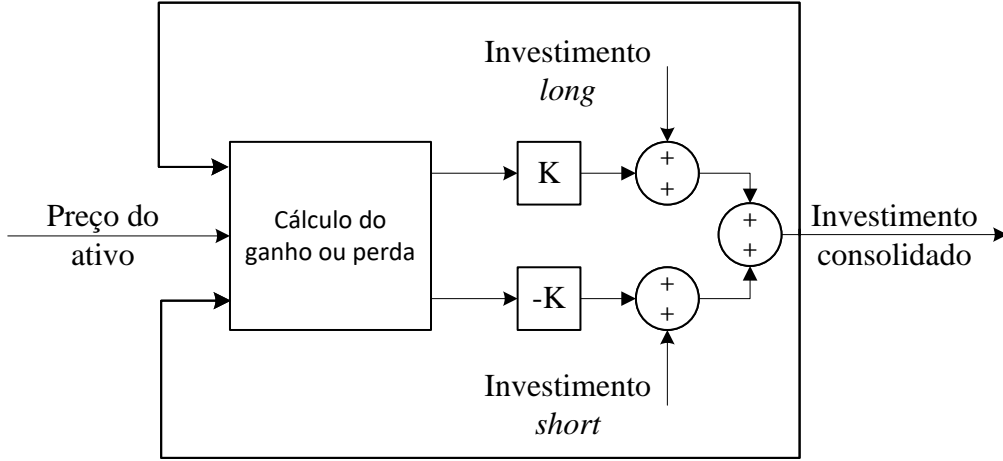


Figura 1: Representação do sistema construído através dos sinais de rendimento na posição *long* e *short*.

Com efeito, a equação que determina a posição consolidada do investimento no instante k é a soma da posição *short* e da posição *long*:

$$I(k) = I_l(k) + I_s(k) \quad (3)$$

b. Modelo implementado

A partir do que foi visto no tópico anterior, é importante destacar algumas questões práticas relativas a implementação do modelo.

Retorno diário: a implementação da função preço no sistema discreto foi feita através da função retorno diário $p(k)$ dos preços de fechamento, conforme equação abaixo:

$$p(k) \doteq \frac{P(k) - P(k-1)}{P(k-1)} \quad (4)$$

A unidade de tempo k definida para esse projeto foi de um dia. É possível utilizar outras medidas como hora ou minuto, porém, a eficácia do modelo para esses outros casos ainda precisa ser averiguada.

Restrição de sinal: como os sinais $I_l(k)$ e $I_s(k)$ são, por definição, positivo e negativo, respectivamente, foram implementados da seguinte forma:

$$I_l(k + 1) = \max\{I_l(k) + Kp(k)I_l(k), 0\} \quad (5)$$

$$I_s(k + 1) = \min\{I_s(k) - Kp(k)I_s(k), 0\} \quad (6)$$

Onde $K \in \mathbb{R}^+$.

Note que a equação acima reflete a lei de controle já discutida uma vez que os termos $p(k)I_s(k)$ e $p(k)I_l(k)$ representam os ganhos financeiros no instante k para cada um dos sinais.

Além disso, outro ponto que merece destaque é a influência do ganho do controlador K no processo de investimento, ilustrado agora na principal equação do modelo dinâmico do sistema.

Restrição da conta: conforme foi descrito na seção acerca do mercado simplificado, o investimento consolidado deve incorporar a restrição do valor máximo possível de empréstimo. Dessa forma, o investimento proposto para o instante $k + 1$ é determinado pela seguinte equação:

$$I(k + 1) = \min\{I_l(k + 1) + I_s(k + 1), \gamma V(k)\} \quad (7)$$

Função ganho acumulado: escolheu-se calcular o ganho acumulado com as transações referentes somente a compra e venda das ações em questão, isto é, sem considerar os possíveis rendimentos referentes ao ativo sem risco.

O método como um todo terá seu desempenho avaliado através do valor da conta, que incorpora os outros rendimentos ou descontos relacionados a taxa r e, portanto, avalia a performance completa.

A equação que descreve o ganho acumulado referente a ação, dessa forma, é escrita da seguinte maneira:

$$g(k + 1) = g(k) + p(k)I(k) \quad (8)$$

Cálculo do valor da conta: o valor da conta é calculado somando-se o ganho acumulado referente à ação do instante k ao valor da inicial da conta e adicionando o valor do rendimento aplicado a poupança ou subtraindo o valor pagos por causa dos juros, no caso de um empréstimo. Tal dinâmica pode ser escrita da seguinte forma:

$$V(k + 1) = V_i + g(k) + r(V(k) - |I(k)|) \quad (9)$$

Com efeito, note que se os investimentos forem maiores do que o valor em conta, se paga por essa dívida um montante diário atrelado a taxa r . Por outro lado, se o investimento for menor que o montante em conta, se obtém um rendimento também

atrelado à taxa r relativo a poupança, como foi explicado anteriormente. A simplificação em relação a taxa r foi justificada na seção anterior.

Ao longo do trabalho foi utilizado $r = 0.0002$, valor de mesma grandeza e próximo ao rendimento da poupança [14].

Reinicialização do controlador: conforme demonstrado em [9], reiniciar o controlador em um determinado momento pode trazer benefícios interessantes. Isso foi comprovado considerando o mercado idealizado onde a função preço é contínua.

Para exemplificar a questão, considere o momento quando a função preço sobe para um determinado valor. Tomando como base a lei de arbitragem mostrada anteriormente, uma vez que em algum momento o ganho será zero quando o preço descer, automaticamente o sistema reverteria o ganho em perdas até que chegasse ao valor nulo. Reiniciar o controlador evitaria que esse ganho alcançado fosse revertido em perdas.

A Figura 2 ilustra esse mecanismo para o caso teórico onde a função preço é dada pela função $\sin(t)$.

Note que, em t^* , o sistema teria auferido somente ganhos e a função g seria maior que zero, isto é, $g(t^*) > 0$.

Por outro lado, com base na lei da arbitragem, sabe-se que haverá um ponto de equilíbrio em t^{**} onde o ganho será revertido a zero.

A estratégia proposta, dessa maneira, é reiniciar o controlador para as condições iniciais no instante t^* de forma que o ganho obtido anteriormente não seja revertido em perda.

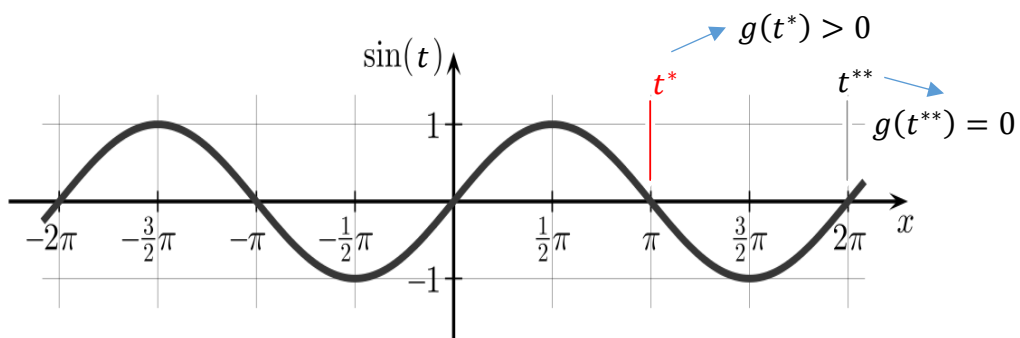


Figura 2: Exemplificação do mecanismo de reinicialização do controlador.

Na prática, a reinicialização do controlador se dá quando um sinal, *long* ou *short*, atinge um valor mínimo definido por I_{min} , isto é, quando $I_l(k) < I_{min}$ ou $I_s(k) > -I_{min}$. No instante k onde isso acontece, o valor do investimento é redefinido para $I_l(k + 1) = I_i$ e $I_s(k + 1) = -I_i$.

Essa proposta tem como base o fato de que um período grande de ganhos na posição *short* ou *long* tende a reduzir algum dos sinais a valores muito pequenos. Assim, reiniciar quando eles chegam a determinado valor mínimo evitaria que em um momento futuro esses ganhos fossem revertidos em perdas, assim como foi exemplificado para o caso da função seno.

Para implementar essa questão, portanto, foi escrita uma função que reinicializa o controlador quando acontece a seguinte situação:

$$\min\{I_l(k), |I_s(k)|\} < I_{min} \quad (10)$$

Na seção reservada às simulações, será possível visualizar com mais clareza o impacto dessa reinicialização.

Por fim, encontra-se na Figura 3 a representação do modelo implementado no *Simulink*® para a parte que diz respeito ao controle realimentado, isto é, a criação do sinal de investimento.

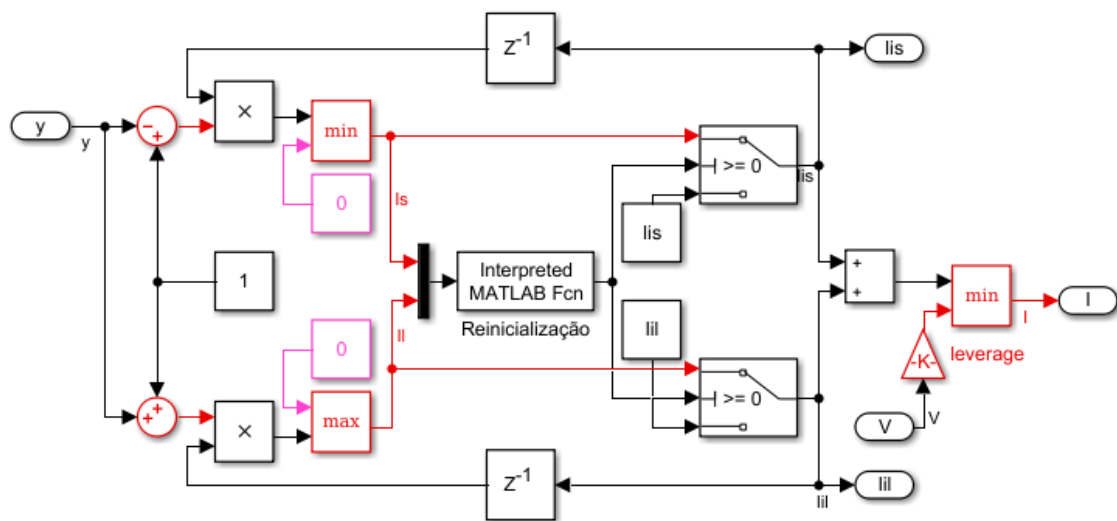


Figura 3: Diagrama de blocos do sistema implementado no *Simulink*®.

VI. Proposta de Otimização

a. Filtro RLS (*Recursive least squares*)

Conforme introduzido no início do texto, a técnica escolhida foi a utilização de um filtro RLS para otimizar o valor do ganho do controlador K e assim obter maior retorno financeiro. Além da motivação acerca do crescente uso desse tipo de filtro em aplicações relacionadas ao mercado de ações, a escolha do filtro RLS se deu por ele possuir duas

importantes vantagens: necessita de menos informação para convergir e possui excelente performance em ambientes variantes no tempo. Por outro lado, uma das desvantagens do uso do filtro RLS é o aumento da complexidade computacional [15]-[16]. Porém, como a implementação de sistemas de gestão de ativos envolve ferramentas *online*, onde o tempo é um importante fator, prezar pela velocidade na convergência se mostra a escolha mais adequada.

De maneira geral, o filtro RLS tem como princípio a minimização do erro quadrático médio entre o sinal de saída e o sinal desejado [17]-[18]. Na Figura 4 é apresentado um diagrama esquemático do filtro RLS.



Figura 4: Diagrama geral do Filtro RLS.

Para um instante de tempo k qualquer, o sinal $x(k)$ é o sinal de entrada do filtro e $d(k)$ representa o valor desejado para a saída $y(k)$. O vetor $W(k)$ contém os valores dos pesos calculados ao longo do processo de adaptação de tal forma que $y(k) = W^T x(k)$.

O sinal $e(k)$ é calculado a partir da diferença entre o sinal desejado e a saída, isto é:

$$e(k) = d(k) - y(k) \quad (11)$$

A equação a seguir, referente ao algoritmo RLS convencional [19], exemplifica o processo de adaptação do filtro.

$$\xi^d(k) = \sum_{i=0}^k \lambda^{k-i} [d(i) - x^T(i)W(k)]^2 \quad (12)$$

Onde $\xi^d(k)$ é a função objetivo e λ é o fator de esquecimento, que será discutido mais à frente.

A cada instante k , o valor do vetor W é recalculado considerando a nova informação obtida. De fato, essa é a razão do método em questão ser chamado de adaptativo, pois o filtro é adaptado conforme as informações são disponibilizadas ao longo do tempo.

Note que a função objetivo, como era esperado, minimiza o erro quadrático entre o sinal desejado e a saída e , além disso, possui um fator de esquecimento que torna as informações mais antigas menos relevantes. Existem outros algoritmos que são utilizados

no processo de adaptação, porém não serão abordados neste trabalho. É importante apenas entender a função objetivo por trás do processo, a influência do fator de esquecimento e a relação entre o sinal desejado, o de saída e o vetor W .

Dentre as principais aplicações desse filtro, destaca-se a identificação de sistema desconhecidos e a predição ou realce de sinais [19].

A Figura 5 ilustra o uso do filtro na identificação de sistemas desconhecidos através do diagrama de blocos.

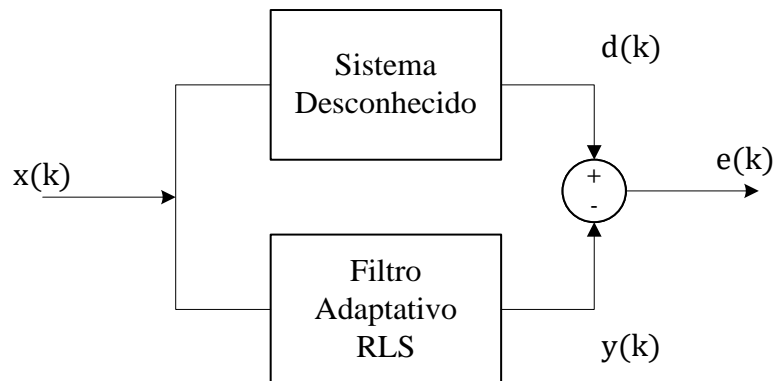


Figura 5: Exemplo de aplicação do filtro RLS para identificação de sistemas [19].

Para esse trabalho, como o objetivo do filtro RLS é otimizar a escolha do ganho K , ele será implementado seguindo a lógica exibida na Figura 6, onde é feita uma comparação entre o modelo antigo e o modelo otimizado.

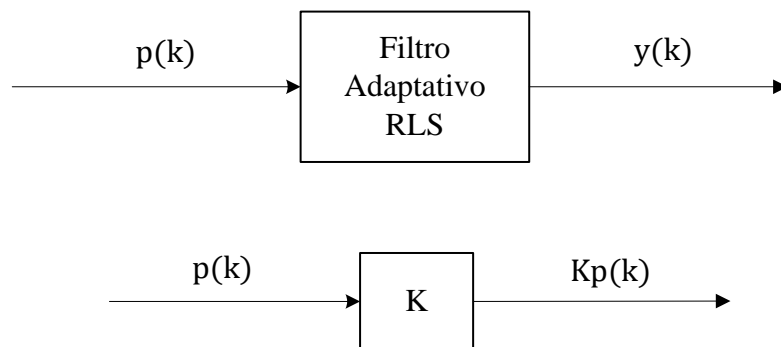


Figura 6: Comparação entre o modelo antigo e o modelo otimizado.

Como o filtro RLS busca tornar a saída do filtro o mais próximo possível do sinal desejado, fica evidente, assim, que toda a essência da proposta de otimização está na escolha do sinal desejado, questão que será discutida no tópico a seguir.

b. Proposta de construção sinal desejado

A proposta em que se baseia a construção do filtro é a seguinte: implementar um filtro RLS onde a entrada é o retorno diário da ação $p(k)$ e a saída é o montante que se deseja adicionar ao investimento de hoje para que se possa obter o maior retorno possível no investimento de amanhã.

Em outras palavras, o filtro irá se adaptar de forma a calcular, baseado nos valores da entrada, uma saída capaz de maximizar o retorno financeiro no próximo dia.

Em termos práticos, seja a seguinte relação:

$$g'(k) = p(k)I(k) \quad (13)$$

Onde $g'(k)$ é a função retorno diário da conta. Define-se:

$$x(k) = p(k - 1) \quad (14)$$

$$y(k) = W^T p'(k) \quad (15)$$

Note que $p'(k)$ é um vetor que contém um determinado número de informações históricas, e o tamanho dele está diretamente ligado ao tamanho do filtro. Esse aspecto será discutido mais à frente.

Sendo assim:

$$I(k) = I(k - 1)(1 + y(k - 1))$$

$$g'(k) = p(k)I(k - 1)(1 + y(k - 1))$$

$$g'(k) = p(k)I(k - 1)(1 + W^T p'(k - 1)) \quad (16)$$

É apropriado, portanto, escolher o sinal desejado $d(k)$ com objetivo de maximizar $g'(k)$, isto é, o ganho financeiro. Define-se, assim, o sinal $d(k)$ da seguinte forma:

$$d(k) = \begin{cases} \text{sgn}(I(k - 1)p(k))|p(k)|, & \text{se } |p(k)| \geq r \\ \text{sgn}(I(k - 1)p(k))r, & \text{se } |p(k)| < r \end{cases} \quad (17)$$

$$\text{sgn}(x) = \begin{cases} -1, & \text{se } x < 0 \\ 0, & \text{se } x = 0 \\ 1, & \text{se } x > 0 \end{cases}$$

Note que quando o $d(k)$ e $I(k - 1)p(k)$ são maiores que zero, o máximo retorno financeiro do instante k é maximizado pela escolha de um $y(k - 1)$ adequado no instante $k - 1$, tal que $y(k - 1) > 0$.

Por outro lado, no caso do sinal da parcela $I(k - 1)p(k)$ ser negativo, o investimento deve ser reduzido a fim de se diminuir a perda, o que leva a um $y(k) < 0$.

Em resumo, em ambos os casos houve uma correção do sinal de investimento para que se fosse maximizado o ganho e minimizada a perda. A Tabela 2 ilustra essa dinâmica envolvendo os sinais e a redução/aumento do investimento.

$I(k - 1)p(k)$	Rendimento	$d(k)$
> 0	Positivo	> 0 , para aumentar ganho
< 0	Negativo	< 0 , para minimizar perda

Tabela 2: Explicação da motivação por trás da otimização do ganho do controlador.

A implementação desse método de otimização, de fato, poderia ter sido feita de outra forma. Porém, se tornou extremamente simples com o uso da técnica de filtro adaptativo.

É importante ressaltar que embora o sinal busque corrigir o investimento para o próximo dia, a escolha de K não se baseia em uma previsão - ele apenas interpreta os dados passados.

A partir disso, a implementação do modelo foi feita utilizando o bloco RLS do *Simulink*® [20], conforme pode ser visto na Figura 7.

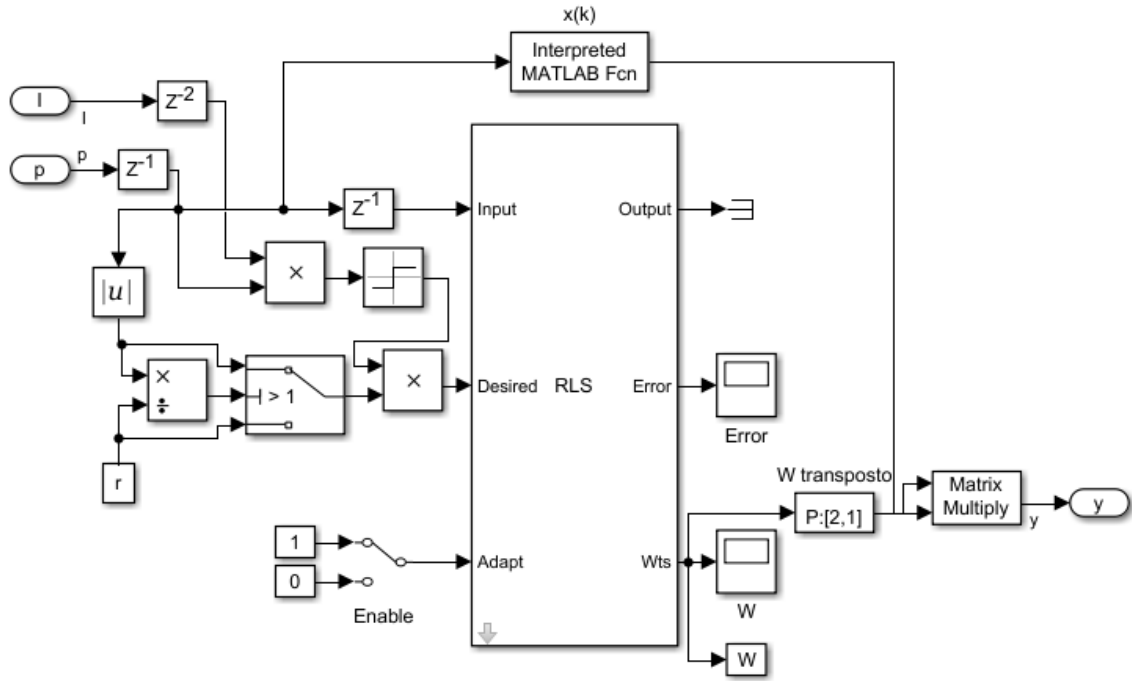


Figura 7: Implementação do método utilizando o bloco do filtro RLS.

c. Parâmetros do filtro

O filtro RLS possui alguns parâmetros de configuração e nesse tópico serão discutidos alguns aspectos que podem impactar a performance do método proposto nesse trabalho.

Como será destacado, em se tratando de um método que ainda não havia sido analisado, muitos parâmetros foram escolhidos sem base em um estudo prévio da sua influência no desempenho. Fica para futuras pesquisas, portanto, uma avaliação mais aprofundada desses parâmetros.

Ordem do Filtro: em primeira análise, a ordem do filtro impacta diretamente na necessidade de recursos computacionais, isto é, quanto maior a ordem, maior a demanda computacional [19]. Paralelo a isso, a complexidade de sistemas financeiros, caracterizado por não linearidades e descontinuidades, é inquestionável [21]. Filtros de maior ordem, portanto, se aproximam mais do modelo real e conseqüentemente devem possuir melhor desempenho, o que leva a conclusão de que a escolha da ordem do filtro está diretamente ligada ao custo-benefício entre performance e complexidade computacional.

A literatura, por outro lado, ainda carece de estudos capazes de indicar algum caminho na escolha da ordem do filtro. Dessa forma, foi deixado para futuros trabalhos a

análise da relação entre performance, custo e ordem do filtro e foi escolhido para o presente trabalho o valor 128. Com efeito, a escolha desse valor se deu unicamente por ser o maior número possível onde os cálculos das simulações considerando os recursos computacionais disponíveis para esse trabalho são viáveis.

Fator de esquecimento (λ): a escolha do fator de esquecimento está diretamente relacionada a velocidade de adaptação, onde $\lambda \in (0,1)$ [22]. Como não foram encontradas referências na literatura que sugerissem um valor para esse tipo de aplicação, foi utilizado $\lambda = 0,99$.

Sistemas financeiros são caracterizados como variantes no tempo uma vez que a dinâmica entre os agentes econômicos está sempre em transformação. É plausível, dessa maneira, pensar que o uso de um fator de esquecimento variante possa oferecer um desempenho melhor [19]. Porém, como não há nenhum estudo conclusivo sobre esse assunto, também foi deixado para futuras pesquisas uma investigação mais profunda acerca da influência desse fator no desempenho do sistema.

Vetor W e variância inicial do sinal de entrada: o vetor W inicial foi construído a partir de um vetor com valores aleatórios e a variância do sinal de entrada inicial foi escolhida para 0,1. Ambos foram escolhidos sem base em algum estudo específico em virtude da falta de referência na literatura, porém, o impacto é baixo uma vez que o filtro irá se adaptar quando os dados reais forem processados.

De fato, uma possibilidade para escolha da variância inicial seria alguma medida da variância do preço do ativo em questão. Todavia, como até mesmo a variância do preço do ativo muda e o filtro irá se adaptar de qualquer forma, a escolha de um valor aleatório tende a não influenciar de maneira significativa o resultado final.

VII. Simulações

a. *Exchange Traded Fund* QQQ

A primeira simulação será feita através da compra e venda de cotas do *Exchange Traded Fund* (ETF) disponível com o nome ‘QQQ’ na plataforma *Yahoo Finance* [23]. Esses são ativos negociados na bolsa de valores como se fossem uma ação, mas na verdade, são cotas de um fundo de investimento criado para acompanhar o índice Nasdaq. Os preços de fechamento foram coletados de 1º de setembro de 2006 a 31 de agosto de 2016, período que engloba o avaliado em [9].

Um dos aspectos interessantes de se avaliar esse tipo de ativo é que, em se tratando de uma cota de fundo, há a tendência de os gestores já terem desenvolvido outras análises

que buscam redução da volatilidade do portfólio. O preço desse ativo, portanto, tende a no mínimo apresentar uma menor volatilidade do que a maioria dos preços de ação de uma empresa qualquer. Embora sejam grandes as chances de essa constatação ser válida, somente os gestores poderiam confirmar. De qualquer forma, alguns indícios podem ser vistos nos gráficos de simulação.

Sendo assim, considere os seguintes parâmetros: $I_i = 10.000$, $V_i = 10.000$, $I_{min} = 2.000$, $\gamma = 2$, $r = 0.0002$ e $K_i = 8$.

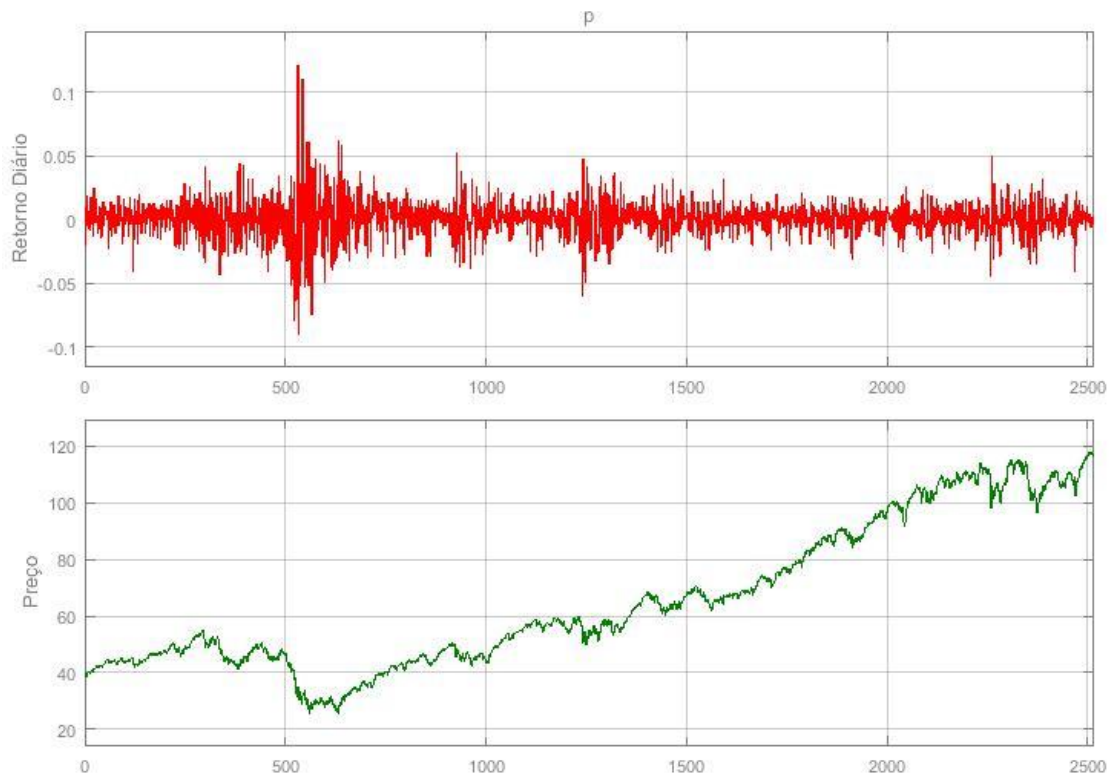


Figura 8: Preço e retorno diário.

A Figura 8 exibe o preço e o retorno diário do ativo, que passou por um momento de subida e queda no início da série de dados escolhida para então começar a aumentar novamente. Assim, o algoritmo pode ser testado em dois momentos distintos da função preço.

A Figura 9 mostra o valor normalizado da conta do investidor para o caso com e para o caso sem o filtro RLS, fazendo uma comparação da performance do método em cada uma das situações. Todas as figuras a seguir relacionadas a performance foram construídas da mesma maneira, isto é, utilizando os valores normalizados da conta do investidor.

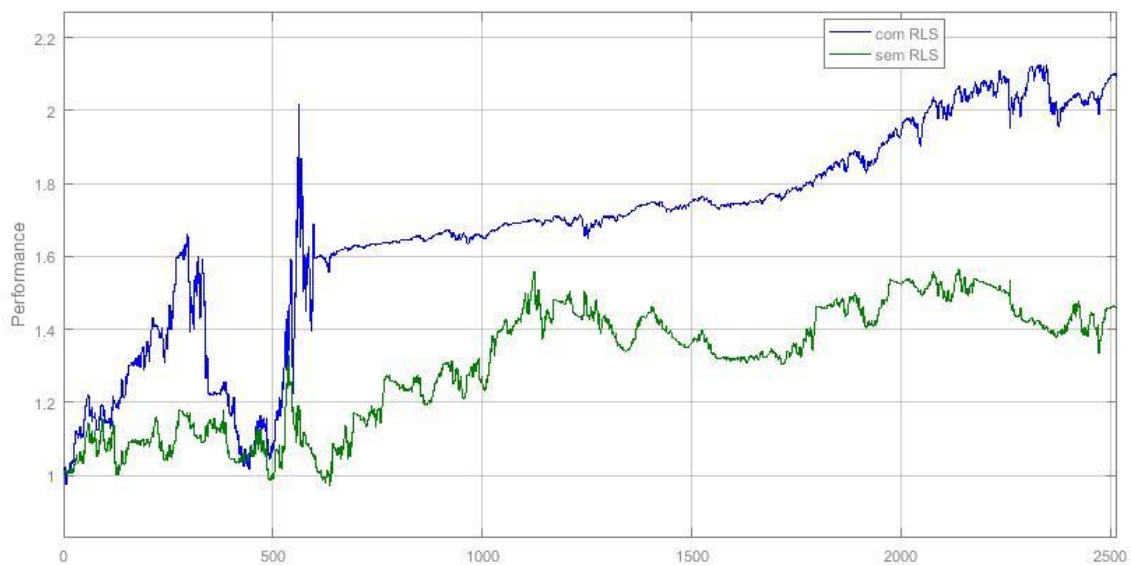


Figura 9: Performance comparativa dos algoritmos.

Fica claro que, no início, por causa da adaptação do filtro, o controlador se perdeu mais do que no final. Embora a performance total tenha sido bastante acima do método original, isso não representa a diferença real. As condições iniciais do filtro influenciam bastante o resultado uma vez que a turbulência do começo do treinamento pode gerar altos ganhos por razões aleatórias. Entretanto, em se tratando de um período de treinamento, esse comportamento se torna irrelevante.

Considerando os primeiros três anos como treinamento (por volta de 800 pontos), o gráfico naturalmente entrou em uma posição *long* por causa da subida de preço da ação, conforme pode ser visto na Figura 10 e 11. Isso demonstra que o filtro RLS se adaptou e conseguiu levar o controle a posição que garantiria o maior retorno financeiro.

Os gráficos seguintes mostram o sinal de investimento e o erro, deixando mais clara a tese da adaptação do filtro. Nos primeiros 800 instantes, o sinal de controle está variando bastante e o controle sendo reinicializado com frequência. É possível ver, na prática, a importância de reinicializar o controlador para que tanto o sinal *short* quanto o *long* se mantenham em valores capazes de mudar o investimento sem exigir grandes sinais na saída do filtro.

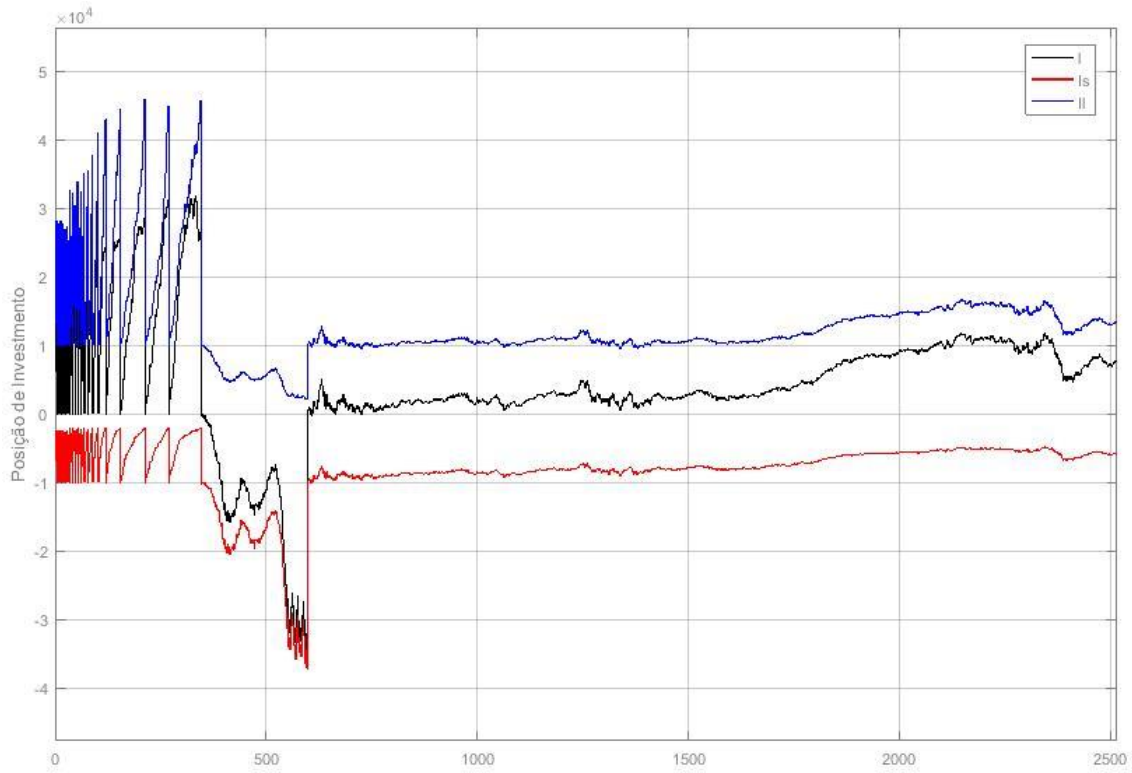


Figura 10: Sinal do investimento para todo o período avaliado.

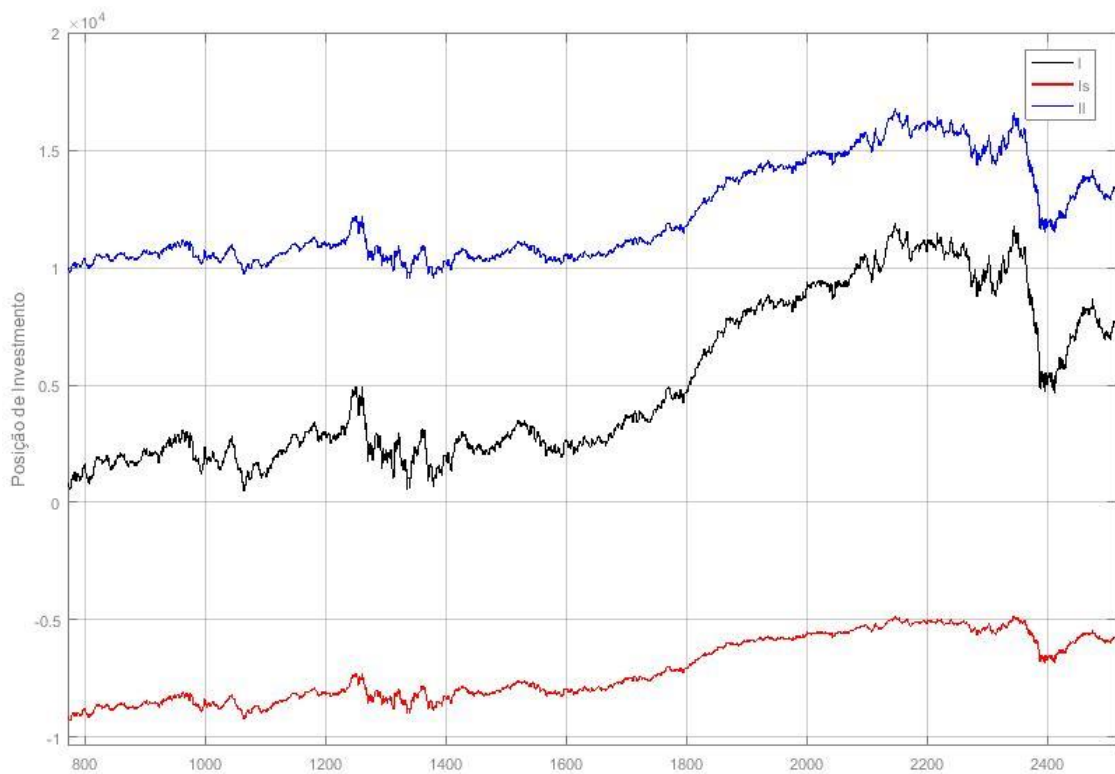


Figura 11: Sinal de investimento a partir do instante 800.

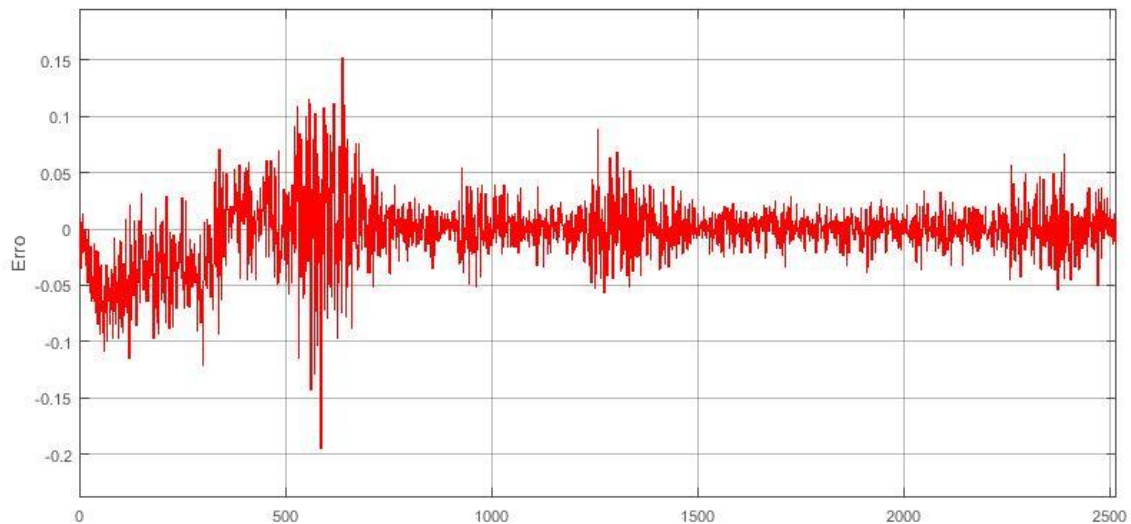


Figura 12: Erro gerado pelo filtro RLS.

O sinal de erro exibido na Figura 12 reforça a ideia de adaptação do filtro que melhora consideravelmente próximo ao instante de tempo 800.

Além disso, outra informação interessante que pode ser notada a partir da Figura 12 é que o sinal do erro tende a ter uma média móvel das amplitudes variante com o tempo. O modelo do sistema tende a mudar, destacando a necessidade da adaptação recorrente do filtro RLS em alguns períodos. Isso também pode ser constatado na Figura 13, que exibe a evolução de cada um dos valores do vetor de pesos do filtro.

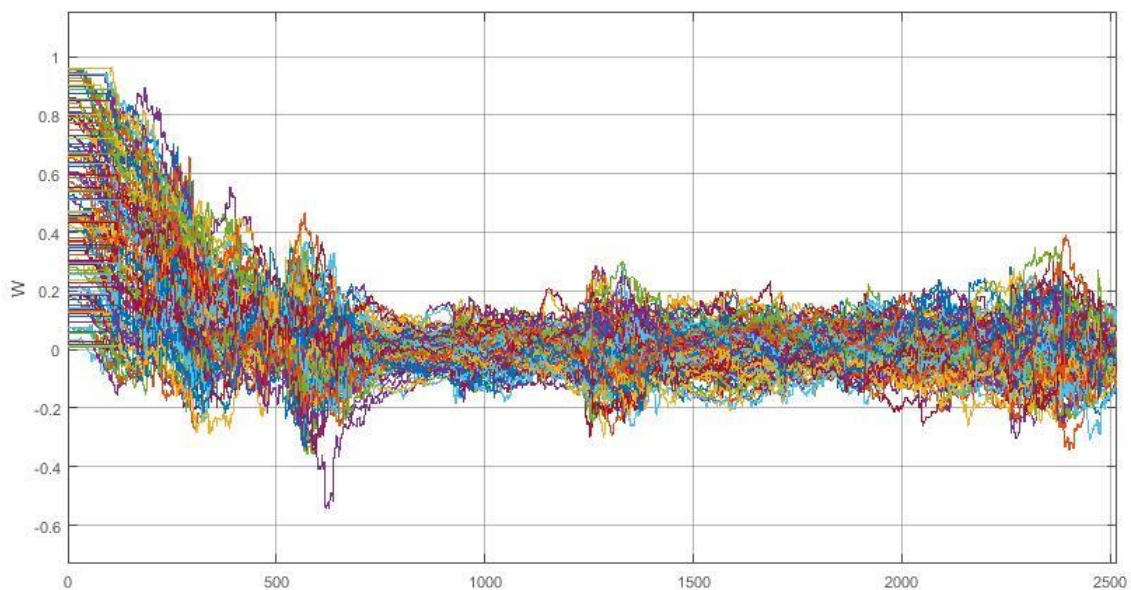


Figura 13: Evolução do vetor de pesos do filtro.

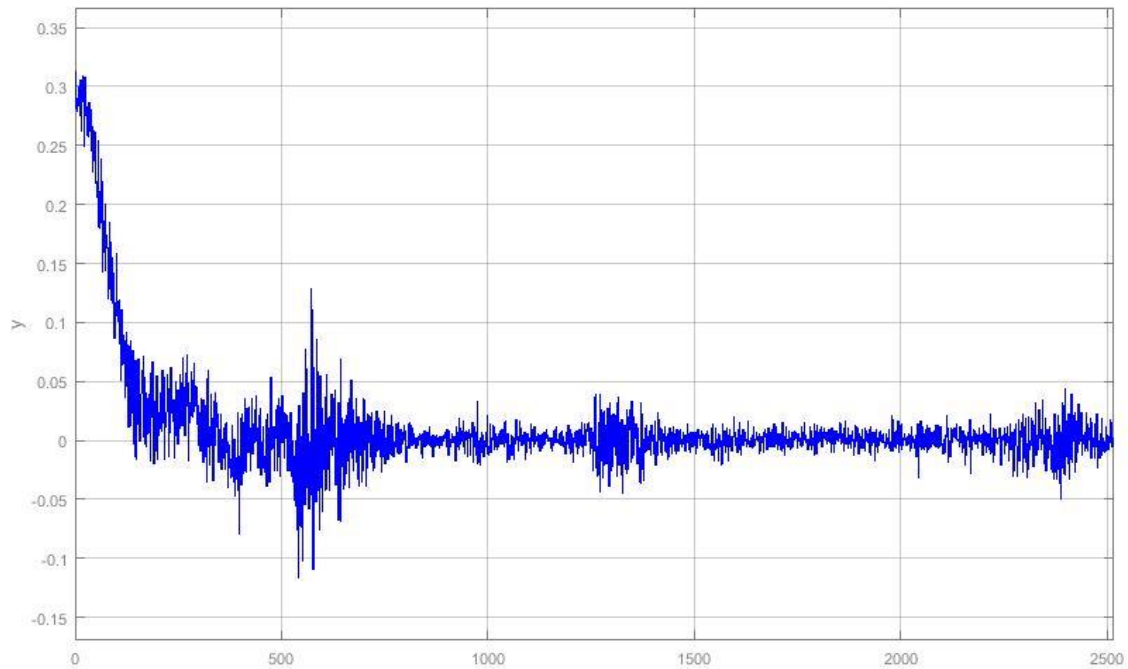


Figura 14: Valor da saída do filtro.

Por fim, a Figura 14 mostra o valor de saída e ratifica a ideia de que o controlador tende a executar mudanças mais intensas em períodos de adaptação do filtro.

b. Embraer S.A.

Para segunda rodada de simulação, foram coletados dados reais do preço de fechamento da ação ordinária da Embraer S.A. comercializada na BM&FBOVESPA e disponível com o nome 'EMBR3.SA' na plataforma *Yahoo Finance* [23]. Os preços de fechamento foram coletados do período entre 1º de setembro de 2006 a 31 de agosto de 2016.

Para esse caso não há referência na literatura do valor de K . Dessa forma, como ele é definitivo para a performance do modelo original, primeiramente foram testados alguns valores com o objetivo de se encontrar o que gerasse a maior performance para comparação, conforme pode ser visto na Figura 15, 16, 17 e 18. Considere novamente os seguintes parâmetros: $I_i = 10.000$, $V_i = 10.000$, $I_{min} = 2.000$, $\gamma = 2$ e $r = 0.0002$.

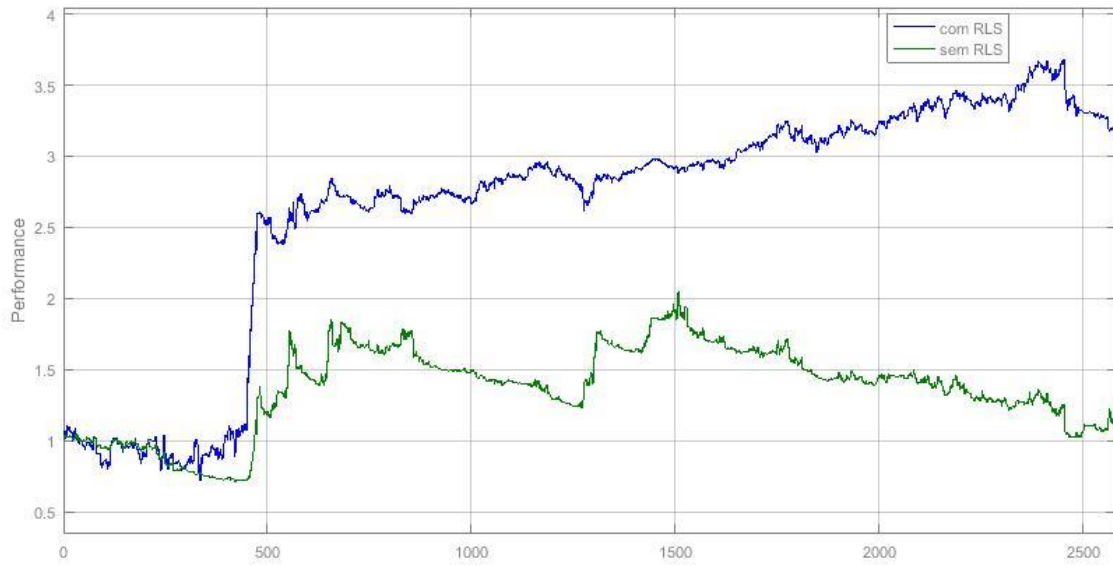


Figura 15: Performance para $K = 4$.

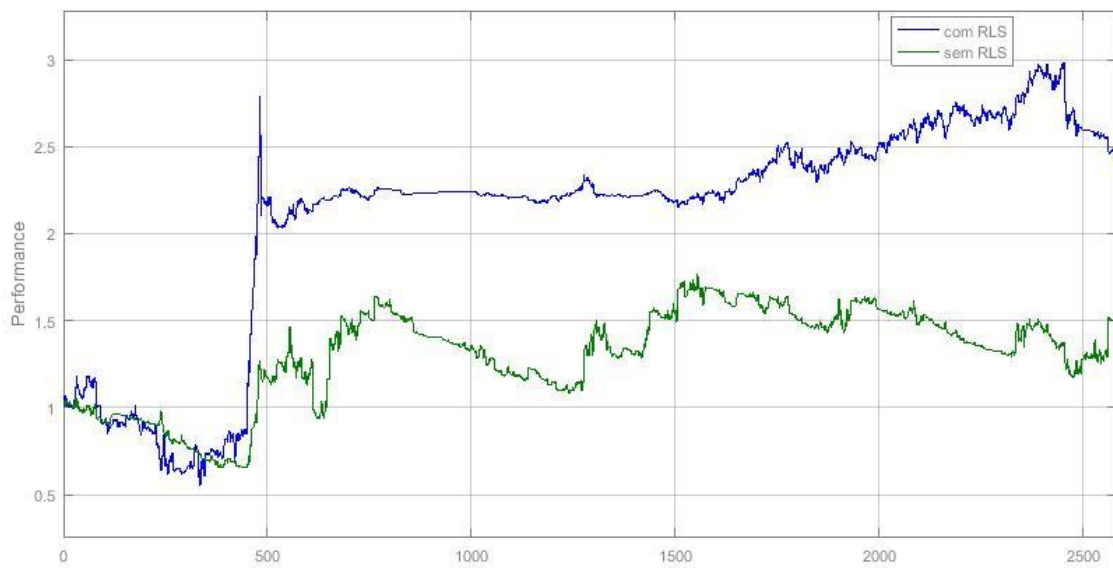


Figura 16: Performance para $K = 6$.

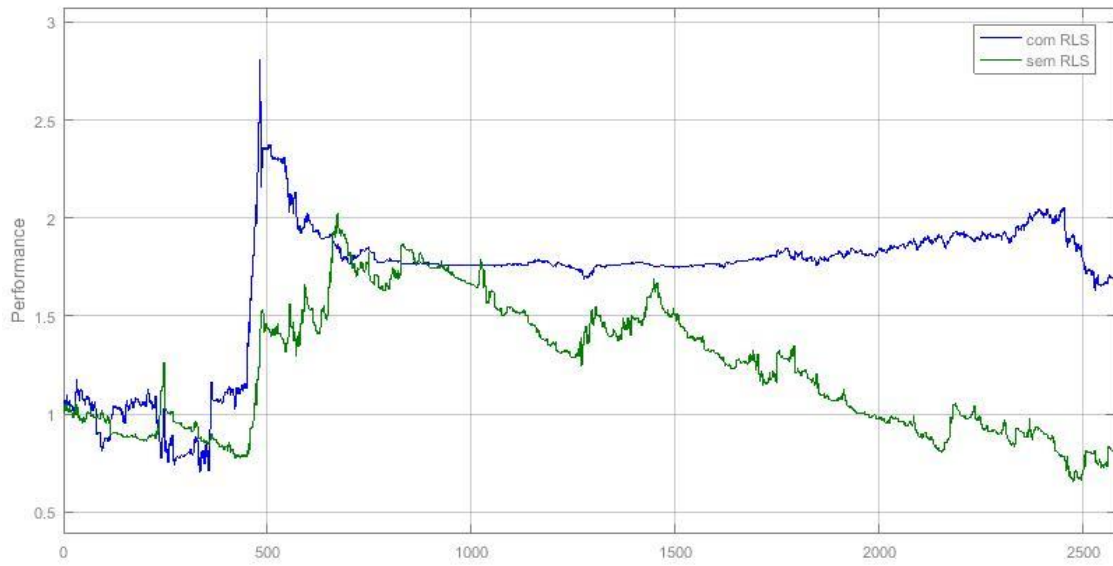


Figura 17: Performance para $K = 8$.

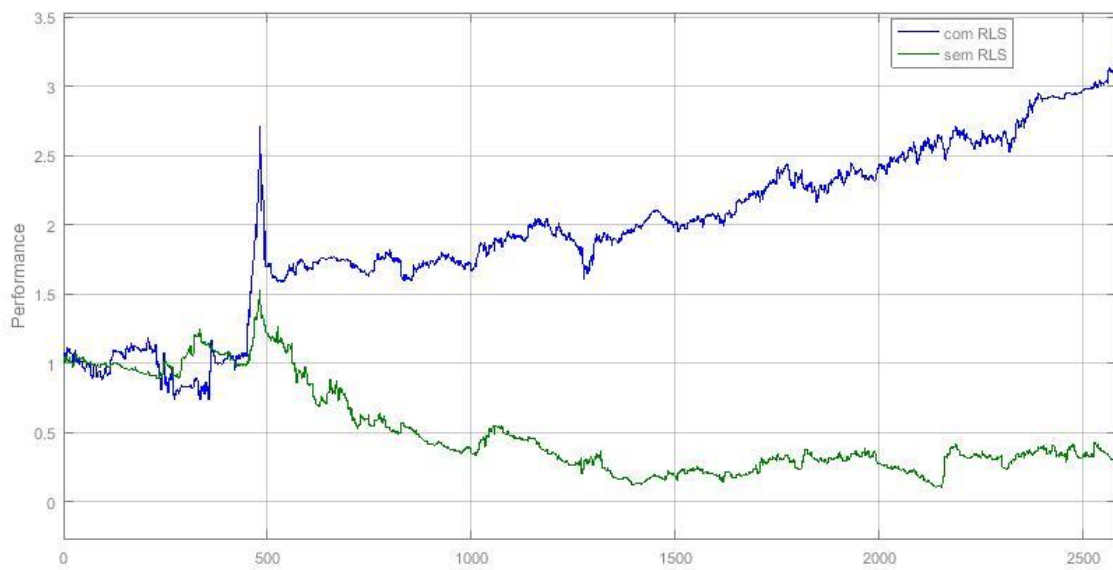


Figura 18: Performance para $K = 10$.

De acordo com os gráficos acima, foi escolhido o valor $K = 6$ pois apresentou a melhor performance no modelo original. A comparação das quatro situações acima também sustenta a importância da escolha de valor de K para o desempenho do modelo em geral. De fato, a lei de controle deixa clara a influência do ganho do controlador no processo de decisão de investimento.

Há outra questão interessante nos gráficos apresentados: o filtro RLS não se adapta da mesma forma uma vez que as condições iniciais não são as mesmas (o vetor inicial W é gerado de forma aleatória). Isso pode ser observado a partir do momento em que a performance para o mesmo conjunto de dados é diferente.

Dada a complexidade do modelo financeiro em questão, essa constatação é algo esperado. O desempenho do método otimizado, porém, sempre foi melhor que o modelo original. Isso ratifica ainda mais o potencial do modelo estudado por esse trabalho.

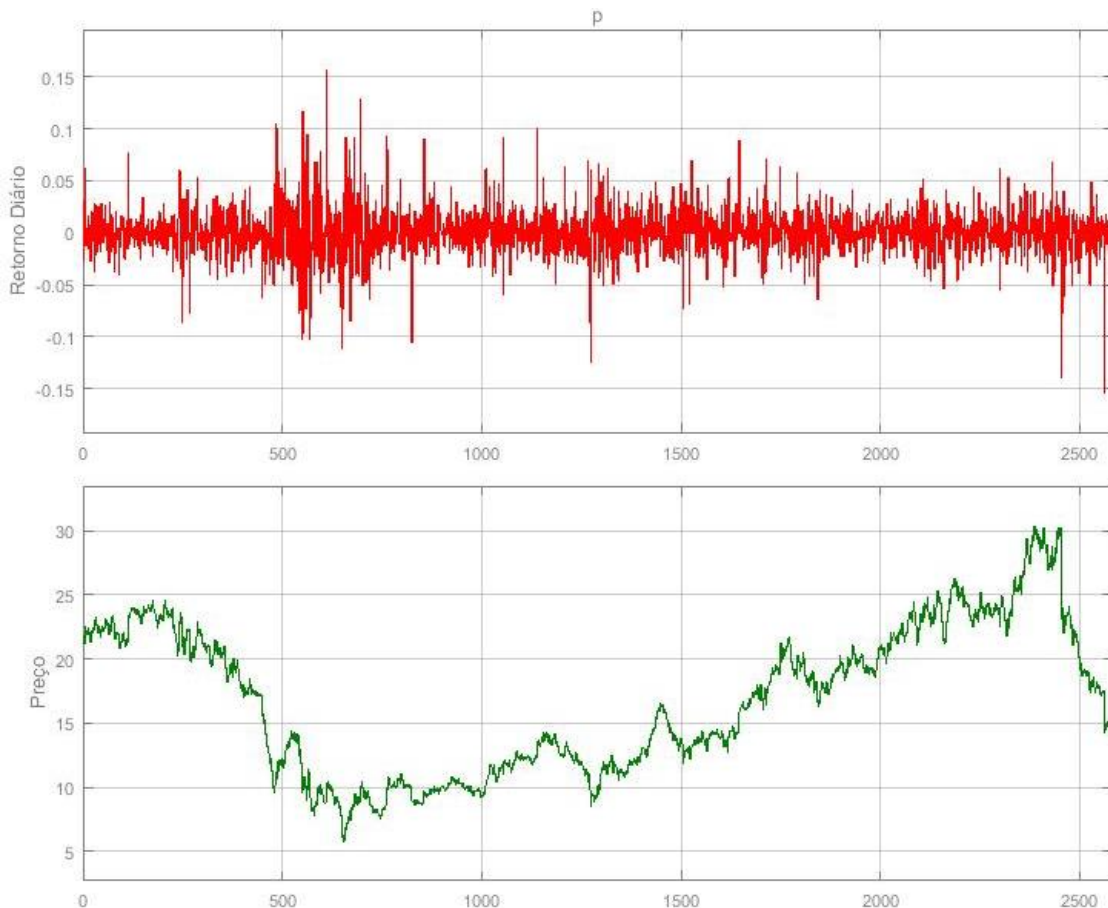


Figura 19: Preço e retorno diário do ativo em questão.

O gráfico de preço, exibido na Figura 19, apresenta um comportamento diferente do ativo analisado na simulação anterior. O sinal p apresenta duas quedas consideráveis

ao longo do período avaliado e no fim o preço da ação termina abaixo do valor no momento da compra.

Nessa situação, ficou evidente que ambos os métodos tiveram um desempenho melhor do que a ação em si e, o método otimizado, conseguiu ser superior a ambos.

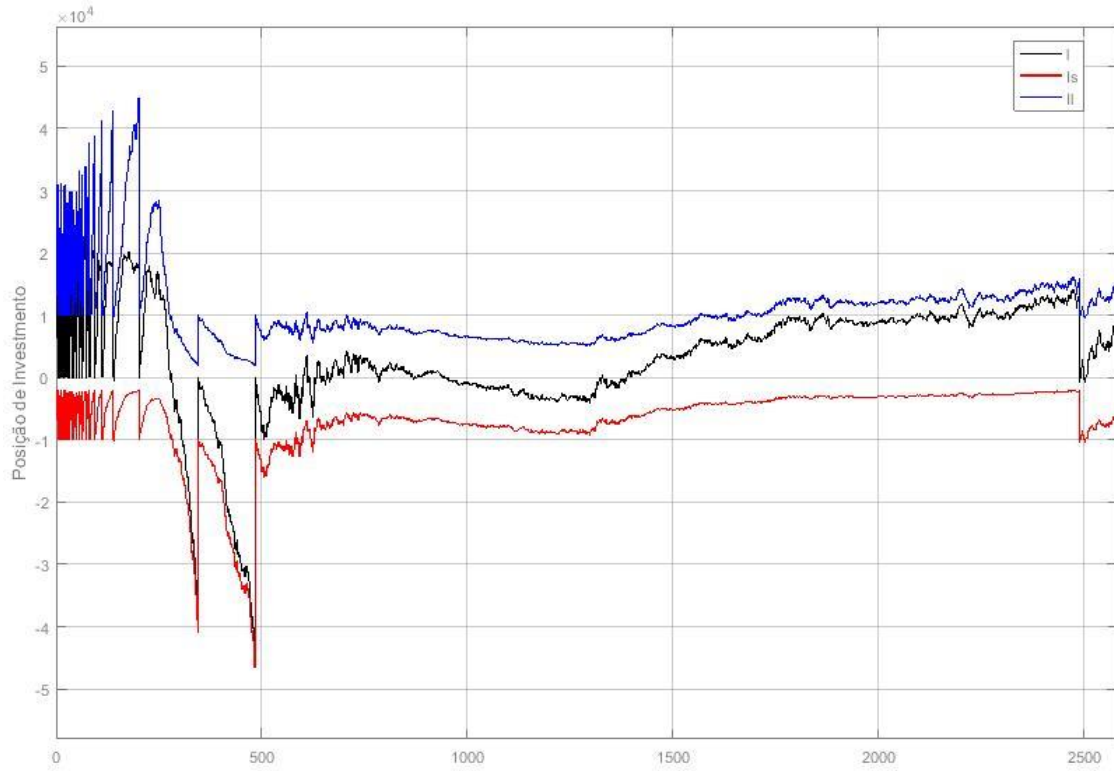


Figura 20: Sinal do investimento para todo o período avaliado.

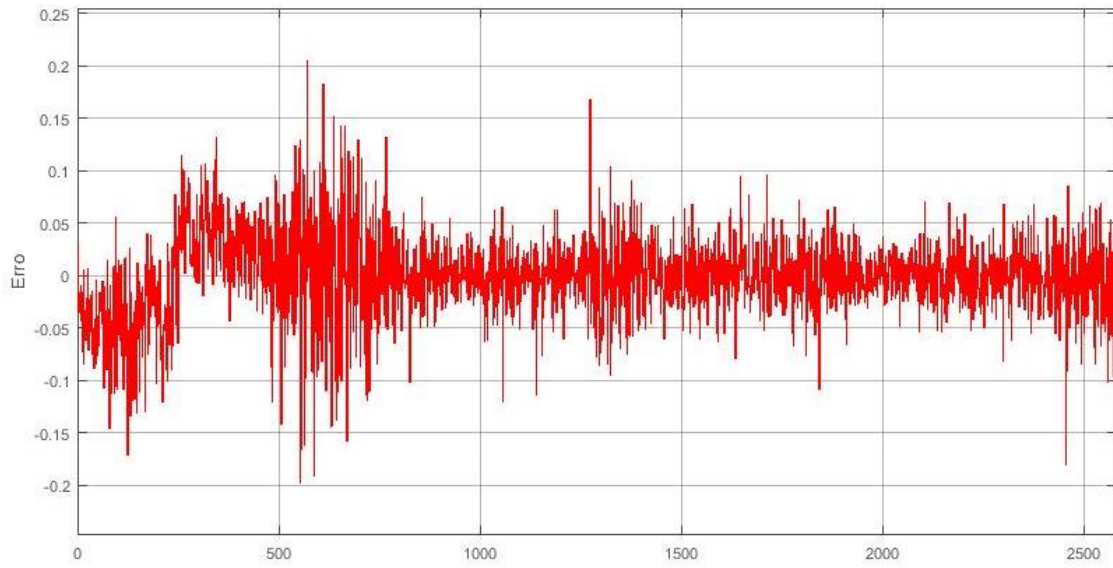


Figura 21: Erro gerado pelo filtro RLS.

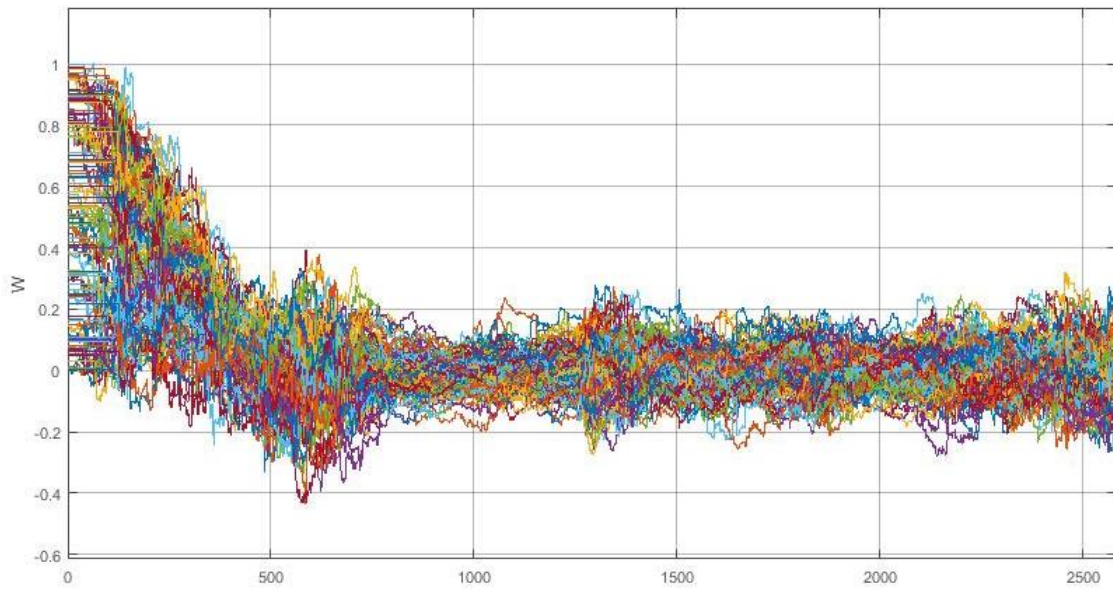


Figura 22: Evolução do vetor de pesos do filtro

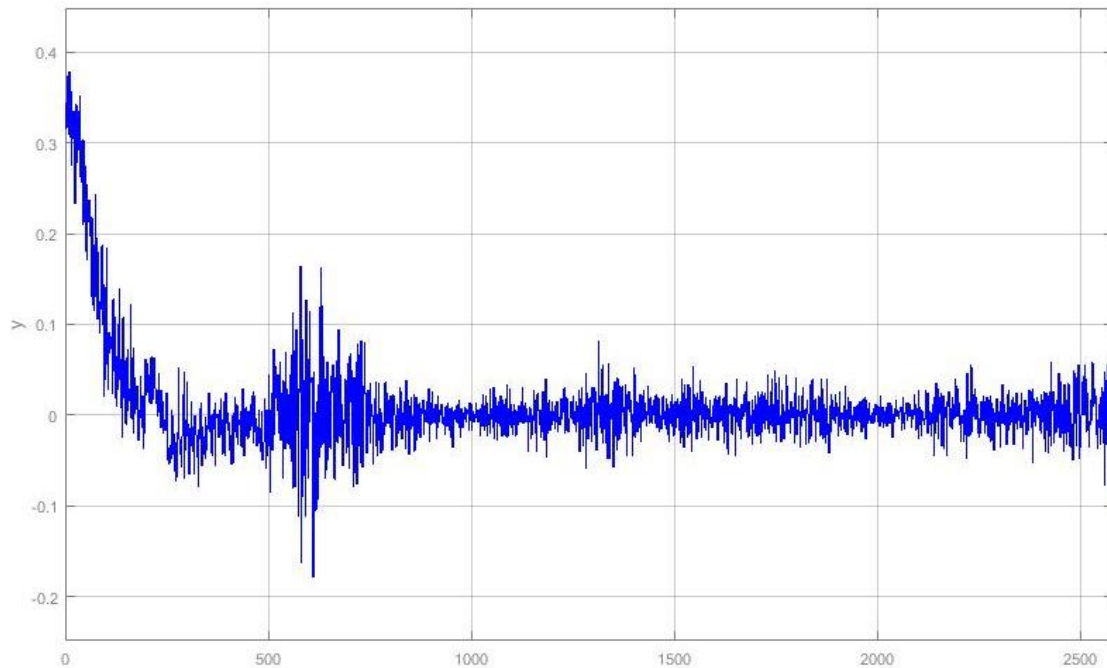


Figura 23: Valor da saída do filtro.

Os resultados obtidos na segunda simulação são bastante semelhantes ao da primeira. O filtro aparenta levar um período semelhante para se adaptar como pode ser observado na Figuras 20, 21 e 22. O fato de o sistema financeiro em questão ser variante no tempo, além disso, fica evidente ao exigir do filtro readaptações mais profundas em alguns momentos, como o ocorrido no período próximo ao instante 1300. Note que o erro e a saída do filtro, exibida na Figura 23, possuem um valor maior do que vinha sido apresentado.

c. Parâmetros do sistema

As simulações anteriores compartilharam os mesmos parâmetros do modelo do sistema, isto é, $I_i = 10.000$, $V_i = 10.000$, $I_{min} = 2.000$, $\gamma = 2$ e $r = 0.0002$. O valor de I_{min} , no entanto, não é uma restrição imposta pelo ambiente – é um parâmetro que pode ser escolhido pelo investidor.

A fim de analisar os possíveis impactos dessa variável, considere os gráficos abaixo, referentes ao ativo analisado no tópico anterior, mas com $I_{min} = 3000$.



Figura 24: Performance do algoritmo para $I_{min} = 3000$.

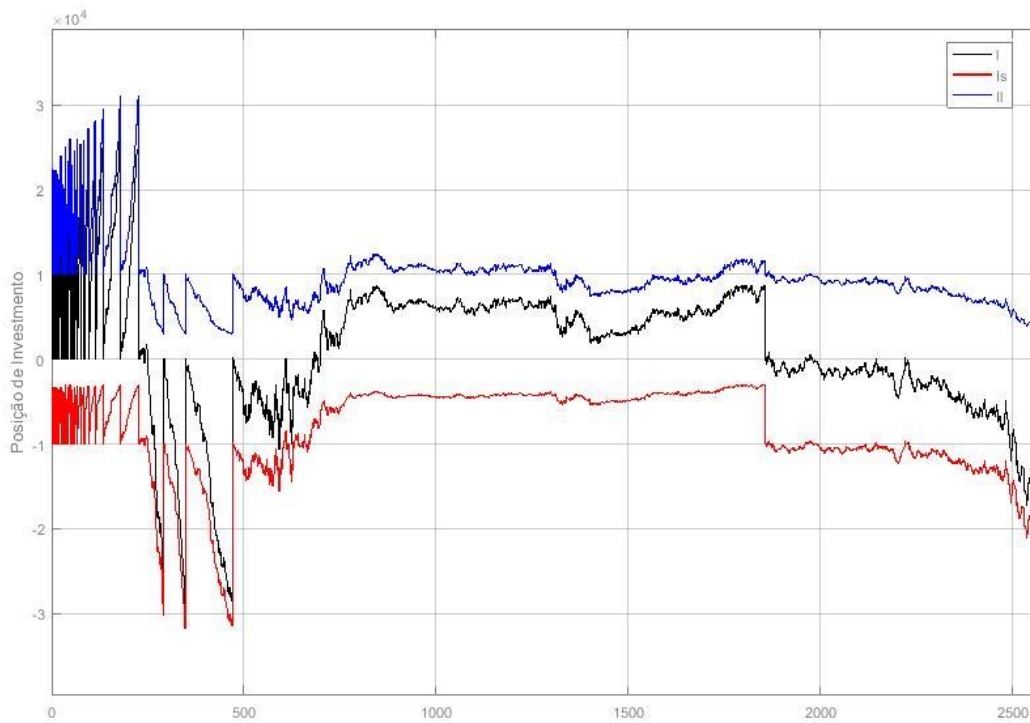


Figura 25: Sinal do investimento para $I_{min} = 3000$.

Em primeira análise é intuitiva a conclusão de que aumentar o valor do investimento mínimo aumenta o número de vezes que o controle é reinicializado. Isso permite que o controlador inverta posições com mais facilidade.

De fato, esse mecanismo ajuda o controlador em alguns casos a reduzir o período de perdas, conforme apontado no início desse trabalho no tópico sobre reinicialização do controlador. Porém, conforme exemplificado na Figura 25, a reversão também pode prejudicar, uma vez que a reinicialização fez com o que o controlador saísse de uma

posição de investimento em *long* para uma posição consolidada próxima a zero no momento de valorização do ativo.

Essa variável, assim, pode ser definida a partir de uma medida do quanto o preço de uma ação está revertendo tendências no longo prazo e/ou o quanto o investidor está disposto a arriscar através de mudanças de investimento mais bruscas. Isso complementa a questão discutida anteriormente acerca da importância da reinicialização como forma de evitar que tanto o sinal *long* ou *short* fiquem pequenos demais a ponto de o controlador não conseguir influenciar de maneira significativa no sinal de investimento.

Definir uma estratégia de escolha de I_{min} , portanto, se torna de grande relevância e será deixada para futuras pesquisas.

VIII. Conclusão

A última seção evidenciou o potencial da aplicação do filtro RLS para otimizar o modelo estudado nesse trabalho. O desempenho obtido foi bastante satisfatório e o método se confirmou poderoso no suporte à tomada de decisão de investimento.

O fato de o projeto ter sido desenvolvido considerando a possibilidade de uma implementação *online* reforça ainda mais a aplicabilidade do método em questão.

Por outro lado, o modelo ainda precisa ser comparado com outras abordagens. Agora que está confirmado que a aplicação com o filtro RLS é consideravelmente superior ao modelo original, é importante atestar a eficácia da técnica proposta frente a outras ferramentas de tomadas de decisão presentes no mercado.

O estudo mais aprofundado da influência do filtro, além disso, se faz necessário. A literatura ainda é bastante escassa e o desempenho ainda pode ser substancialmente alterado através da escolha adequada dos parâmetros do filtro.

Uma estratégia de escolha de I_{min} também se mostrou determinante no resultado e inúmeras técnicas podem ser usadas para identificar o melhor momento de reinicializar o sistema.

Outro aspecto que pode ser mais bem investigado é a escolha da função $d(k)$. Ela pode, inclusive, refletir outras estratégias de investimento, como, por exemplo, desenvolver um sistema que busca prioritariamente reverter perdas ou até mesmo seguir algum índice.

Quando o conhecimento sobre todas essas questões tiver sido aprofundado, a expansão do método para uso em um portfólio de ações é algo promissor. Isso permitiria

ajudar o investidor diversificar riscos e aumentar o potencial de retorno através de uma carteira de ativos.

De forma geral, o potencial da técnica foi confirmado e as possibilidades de estudo e melhorias são imensas.

Bibliografia

- [1] N. N. Taleb, “Black Swans and the Domains of Statistics”, *Am. Stat.*, vol. 61, n° 3, p. 198–200, ago. 2007.
- [2] Jae Won Lee, “Stock price prediction using reinforcement learning”, 2001, vol. 1, p. 690–695.
- [3] T. Oberlechner, “Importance of technical and fundamental analysis in the European foreign exchange market”, *Int. J. Finance Econ.*, vol. 6, n° 1, p. 81–93, jan. 2001.
- [4] R. J. Kuo, C. H. Chen, e Y. C. Hwang, “An intelligent stock trading decision support system through integration of genetic algorithm based fuzzy neural network and artificial neural network”, *Fuzzy Sets Syst.*, vol. 118, n° 1, p. 21–45, fev. 2001.
- [5] G. C. Calafiore, “Multi-period portfolio optimization with linear control policies”, *Automatica*, vol. 44, n° 10, p. 2463–2473, out. 2008.
- [6] J. A. Primbs, “Dynamic hedging of basket options under proportional transaction costs using receding horizon control”, *Int. J. Control*, vol. 82, n° 10, p. 1841–1855, out. 2009.
- [7] J. A. Primbs e C. H. Sung, “A Stochastic Receding Horizon Control Approach to Constrained Index Tracking”, *Asia-Pac. Financ. Mark.*, vol. 15, n° 1, p. 3–24, mar. 2008.
- [8] B. R. Barmish, “On Trading of Equities: A Robust Control Paradigm”, *IFAC Proc. Vol.*, vol. 41, n° 2, p. 1621–1626, 2008.
- [9] B. R. Barmish, “On performance limits of feedback control-based stock trading strategies”, 2011, p. 3874–3879.
- [10] B. R. Barmish e J. A. Primbs, “On market-neutral stock trading arbitrage via linear feedback”, 2012, p. 3693–3698.
- [11] B. R. Barmish e J. A. Primbs, “On arbitrage possibilities via linear feedback in an idealized Brownian Motion stock market”, 2011, p. 2889–2894.
- [12] J. E. Wesen, V. V. Vermehren, e H. M. de Oliveira, “Adaptive Filter Design for Stock Market Prediction Using a Correlation-based Criterion”, *ArXiv150107504 Q-Fin Stat*, jan. 2015.

- [13] J.-C. Hung, “Applying a combined fuzzy systems and GARCH model to adaptively forecast stock market volatility”, *Appl. Soft Comput.*, vol. 11, n° 5, p. 3938–3945, jul. 2011.
- [14] “Pregão Online | BM&FBOVESPA – A Bolsa é pra você”. [Online]. Available at: <http://pregao-online.bmfbovespa.com.br/>. [Acessado: 05-dez-2016].
- [15] S. Ardalan, “Floating-point error analysis of recursive least-squares and least-mean-squares adaptive filters”, *IEEE Trans. Circuits Syst.*, vol. 33, n° 12, p. 1192–1208, dez. 1986.
- [16] J. Cioffi, “Limited-precision effects in adaptive filtering”, *IEEE Trans. Circuits Syst.*, vol. 34, n° 7, p. 821–833, jul. 1987.
- [17] G. C. Goodwin e R. L. Payne, **Dynamic system identification: experiment design and data analysis**. New York: Academic Press, 1977.
- [18] S. S. Haykin, **Adaptive filter theory**, Fifth edition. Upper Saddle River, New Jersey: Pearson, 2014.
- [19] P. S. R. Diniz, **Adaptive Filtering**. Boston, MA: Springer US, 2008.
- [20] “Compute filtered output, filter error, and filter weights for given input and desired signal using RLS adaptive filter algorithm - Simulink - MathWorks United Kingdom”. [Online]. Available at: <https://uk.mathworks.com/help/dsp/ref/rlsfilter.html>. [Acessado: 03-dez-2016].
- [21] M. Zhang, S. Xu, e J. Fulcher, “Neuron-adaptive higher order neural-network models for automated financial data modeling”, *IEEE Trans. Neural Netw.*, vol. 13, n° 1, p. 188–204, jan. 2002.
- [22] L. Guo, L. Ljung, e P. Priouret, “Performance analysis of the forgetting factor RLS algorithm”, *Int. J. Adapt. Control Signal Process.*, vol. 7, n° 6, p. 525–537, nov. 1993.
- [23] “Yahoo Finance - Business Finance, Stock Market, Quotes, News”. [Online]. Available at: <https://finance.yahoo.com/>. [Acessado: 30-nov-2016].

Apêndices

Apêndice A

Códigos das funções desenvolvidas

Foram desenvolvidas funções para configurar parâmetros, coletar preços, além de funções auxiliares utilizadas nas simulações. Abaixo são apresentados os códigos desenvolvidos no formato *. m.

Código para configuração de parâmetros

```
clear;

%system parameters
Ki = 6; %initial gain
Vi = 10000; %initial account value
Ii = 10000; %initial investment
Iil = Ii; %initial long signal value
Iis = -Ii; %initial short signal value
Imin = 3000; %minimum investment, a parameter for control reset
function
r = 0.0002; %risk-free daily return, poupança
leverage = 2; %account requirement

%filter parameters
fl = 128; %filter length
ff = 0.99; %forgetting factor
ive = 0.1; %initial variance
W = rand(1000,1); %weights
nv = 0.1; %noise variance
output_data = 0.01*rand(fl,1);

%stock name, start date and end date
get_price ('EMBR3.SA','Sep 1 2006','Aug 31 2016');
```

Função para coleta de preços

```
function get_price(stock_name,start_date,end_date)

%get price data from yahoo finance
```



```

c = yahoo;
price_data = fetch(c,stock_name,'Close',start_date, end_date);
prices_temp = flipud(price_data(:,end));
assignin('base', 'price_temp',prices_temp) %simulation time

Ts = length(prices_temp)-1;
assignin('base', 'Ts', Ts) %simulation time

pricei = prices_temp(1);
assignin('base', 'pricei', pricei) %initial price

pi = (prices_temp(2)/pricei)-1;
assignin('base', 'pi', pi) %initial daily return

t2 = (1:length(prices_temp(2: end)));
prices = timeseries(prices_temp(2: end),t2);
assignin('base', 'prices', prices) %prices array

end

```

Função de reinicialização do controlador

```

function f = control_reset(I)

%send the command to reset the controller
Is = I(1);
Il = I(2);

Imin = evalin('base', 'Imin');

if min(Il,abs(Is)) < Imin
    f = -1; %signal to reset controller
else
    f = 1;
end
end

```

Função responsável por criar o vetor do sinal de entrada do filtro

```

function f = create_array(input_data)

```

```
%create an array output_data with the past gain values
output_data = evalin('base', 'output_data');

%the length of the array is the same of the filter
fl = evalin('base', 'fl');

for k = 1:fl-1
    output_data(k,1) = output_data(k+1,1);
end

output_data(fl,1) = input_data;

%send the information to the workspace
assignin('base', 'output_data', output_data)
f = output_data;

end
```

Apêndice B

Diagrama de blocos auxiliares

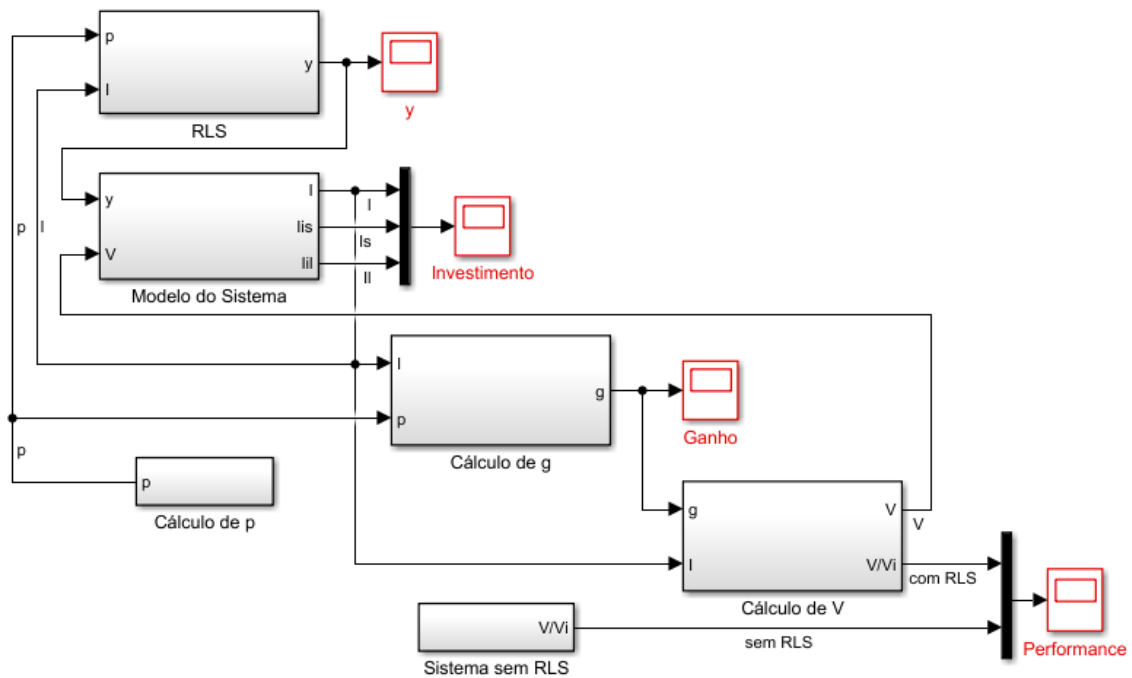


Figura B.1: Diagrama geral do projeto contendo todos os subsistemas.

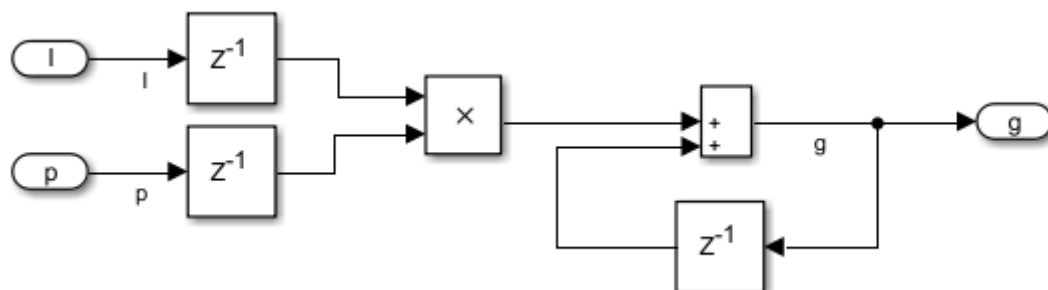


Figura B.2: Diagrama de blocos responsável pelo cálculo do ganho.

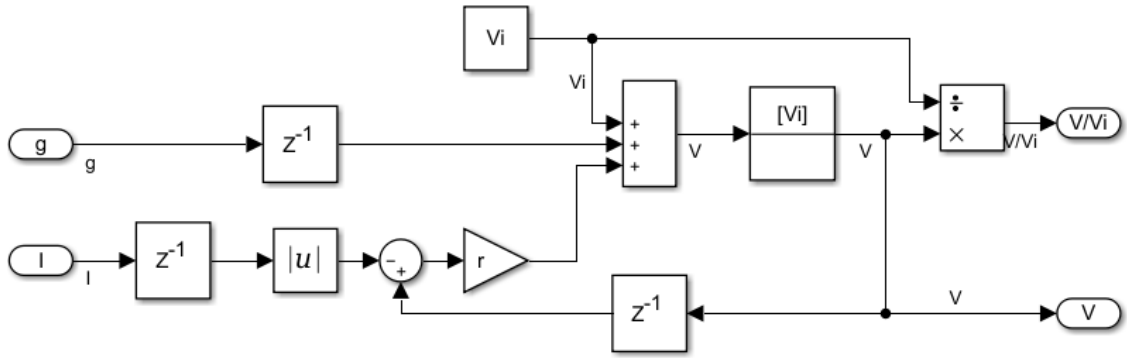


Figura B.3: Diagrama de blocos responsável pelo cálculo do valor da conta.