

**CENTRO UNIVERSITÁRIO DE ANÁPOLIS – UniEVANGÉLICA**  
**BACHARELADO EM ENGENHARIA DE COMPUTAÇÃO**

**FERNANDO GUALBERTO MARTINS PEREIRA**

**DESENVOLVIMENTO DE UM AGENTE PARA ANÁLISE TÉCNICA E**  
**OPERAÇÕES AUTÔNOMAS NO MERCADO DE CÂMBIO INTERNACIONAL**

**ANÁPOLIS**

**2018**

**FERNANDO GUALBERTO MARTINS PEREIRA**

**DESENVOLVIMENTO DE UM AGENTE PARA ANÁLISE TÉCNICA E  
OPERAÇÕES AUTÔNOMAS NO MERCADO DE CÂMBIO INTERNACIONAL**

Trabalho de conclusão de curso II apresentado ao curso de Engenharia de computação, do Centro Universitário UNIEVANGÉLICA como requisito parcial à obtenção do título Bacharel em Engenharia de Computação.

Orientador Prof. Ms. Marcelo de Castro Cardoso

**ANÁPOLIS**

**2018**

## RESUMO

O mercado de câmbio estrangeiro movimenta em média quatro trilhões de dólares por dia e com as corretoras online qualquer pessoa pode ter acesso e fazer investimentos no mesmo. Neste contexto, existem fatores psicológicos que podem afetar diretamente a tomada de decisões no processo de negociação, o que muitas vezes faz com que os investidores tenham decisões equivocadas e prejuízos. A negociação algorítmica busca mitigar a ação da psicologia humana e refere-se à automação do processo sistemático de negociação onde a execução de uma ordem é otimizada para obter maior lucro possível. Neste sentido, é explanada como a junção entre a inteligência artificial e algoritmos de negociação podem trazer ótimos resultados se tratando de aprendizagem de máquina e tomada de decisões, que venham a maximizar os lucros em investimentos. O presente estudo tem como objetivo geral projetar e desenvolver um agente inteligente que realize análise temporal de dados relativos a flutuação de preços e taxas de câmbio para realizar operações relacionadas a compra e venda de moedas automaticamente. Com base na revisão da literatura feita, foi desenvolvido um algoritmo de negociação, que implementa a análise técnica da média móvel, um tipo de análise dos dados de movimento de mercado, que deu origem a um agente que interage com o ambiente por meio de sensores e atuadores conectados diretamente a uma API fornecida pela corretora OANDA, que fornece um ambiente de testes onde o algoritmo foi verificado e validado. Para as predições foram feitos experimentos com uma arquitetura de rede neural artificial recorrente utilizando a API Keras.

**Palavras-chave:** Mercado de câmbio, *Foreing Exchange Market*, agentes inteligentes, aprendizado de máquina, redes neurais artificiais, inteligência artificial, análise técnica, Keras, OANDA, FOREX.

## SUMÁRIO

INTRODUÇÃO .....	5
<b>1 CONCEITOS BÁSICOS PARA NEGOCIAÇÃO NO MERCADO DE CÂMBIO .....</b>	<b>7</b>
1.1 Mercado De Câmbio.....	7
1.1.1 Estrutura .....	7
1.1.2 Seções do Mercado de Câmbio Internacional.....	8
1.2 Corretoras .....	9
1.3 Negociação de Pares de Moedas .....	9
1.3.2 Gráficos .....	11
<b>2 REFERÊNCIAL TEÓRICO .....</b>	<b>13</b>
2.1 Estratégias De Análise De Taxas De Câmbio.....	13
2.1.1 Média Móvel.....	13
2.1.2 Média Móvel Simples .....	14
2.2 Negociação Algorítmica .....	15
2.3 Inteligência Computacional .....	17
2.3.1 Agentes Inteligentes.....	17
2.3.2 Propriedades de ambiente de tarefa .....	18
2.3.3 Agentes baseados na utilidade.....	19
2.3.4 Aprendizagem Supervisionada.....	20
2.3.5 <i>Machine Learning e Deep Learning</i> .....	21
2.3.6 Redes neurais artificiais .....	22
2.3.7 Redes Neurais Recorrentes .....	23
<b>3 PROJETO DO AGENTE .....</b>	<b>25</b>
3.1 Requisitos Funcionais.....	25
3.2 Projeto Arquitetural.....	26
3.2.1 Uma estrutura distribuída e de micro serviços orientada a mensagens.....	26
<b>4 RESULTADOS .....</b>	<b>29</b>
4.1 Serviço de Negociação .....	29
4.1.1 Simulações e Testes.....	31
4.1.1.2 Negociações realizadas .....	32
4.2 Serviço de Predição .....	33
4.3 Proposta de Algoritmo para Unir os Serviços de Negociação e Predição .....	35
<b>5 CONSIDERAÇÕES FINAIS .....</b>	<b>38</b>
Referências .....	40

## INTRODUÇÃO

O mercado de câmbio estrangeiro também conhecido na língua inglesa como *Foreign Exchange Marketing* ou simplesmente pela sigla FOREX o qual segundo King (2010), movimentou em 2010 uma média de quatro trilhões de dólares/dia, é o maior mercado do mundo e opera vinte e quatro horas/dia. Com advento de novas tecnologias, a popularização de corretoras *online* que funcionam como um intermediário entre investidores e o conjunto de bancos que determinam as taxas de câmbio, qualquer pessoa pode ter acesso e fazer investimentos no mercado de câmbio estrangeiro. Porém, neste contexto, existem fatores psicológicos que podem afetar diretamente a tomada de decisões no processo de negociação, tais como: ansiedade, impulso, medo, raiva e etc., o que, na grande maioria das vezes, faz com que os investidores tenham decisões equivocadas e conseqüentemente prejuízos.

Existem diversos tipos de análise que podem ser feitas para tomada de decisões com base nos dados que as corretoras oferecem constantemente em forma de gráficos. Dentre várias análises, temos como exemplo a análise técnica que de acordo com Andrew (2000), é primeiramente visual e emprega as ferramentas de geometria e reconhecimento de padrões tendo como objetivo geral identificar repetições na série temporal de preços extraindo padrões não-lineares de dados ruidosos.

A negociação algorítmica busca mitigar a ação da psicologia humana no momento de tomada de decisões sobre compra e venda de moedas, ações e etc., e refere-se a automação do processo sistemático de negociação onde a execução de uma negociação é otimizada para dar o maior lucro possível (WEIMING, 2015).

Atualmente a inteligência artificial possui uma enorme variedade de subcampos, os quais geralmente são aprendizado e percepção e, que segundo Stuart e Norving (2013), pode ser aplicada em tarefas específicas, como jogos de xadrez, demonstração de teoremas matemáticos e aprendizagem de máquina em geral. Neste sentido, espera-se que a junção entre algoritmos de inteligência artificial e algoritmos de negociação torne possível a obtenção de resultados satisfatórios no campo da tomada de decisões, para negociações cada vez mais lucrativas.

Se tratando de planejamento e tomada de decisões, o programa *Remote Agent* da *National Aeronautics and Space Administration* (NASA) tornou-se o primeiro programa de planejamento autônomo de bordo a controlar o escalonamento de operações de uma nave espacial. O *Remote Agent* foi capaz de gerar planos de metas de alto nível especificadas a partir

do solo e monitorou a execução daqueles planos fazendo a detecção, o diagnóstico e a recuperação de problemas conforme eles ocorriam (STUART; NORVING, 2013).

Levando-se em consideração as dimensões do mercado de câmbio no mundo, seus riscos e o potencial da inteligência artificial pergunta-se: Como a inteligência artificial pode ser utilizada para a criação de um agente inteligente que realize operações autônomas no mercado de câmbio internacional?

O presente estudo tem como objetivo geral projetar e desenvolver um agente inteligente que realize análise temporal de dados relativos a flutuação de preços e taxas de câmbio para realizar operações relacionadas a compra e venda de moedas automaticamente.

Para o desenvolvimento do projeto inicialmente foi realizado um estudo exploratório em livros, artigos científicos e sites para compreender o conceito do mercado de câmbio e as ferramentas existentes para desenvolvimento de operações automatizadas no mesmo apresentadas no Capítulo 1. Em seguida foi realizada uma revisão da literatura, tipo de pesquisa que utiliza como fonte de dados a literatura sobre um determinado tema, conforme a aplicação de métodos explícitos e sistematizados de busca, observação crítica e síntese das informações selecionadas (SOUZA, 2010) apresentadas na Seção 2. A busca de artigos científicos, dissertações, teses e outros foi realizada no *Google Academics* e também se estendeu para repositórios que são referências mundiais em termos de pesquisas na área da computação: CoRR<sup>1</sup>, com o mesmo cunho ainda temos os repositórios ACM<sup>2</sup> e IEEE<sup>3</sup>, a partir das palavras chaves: *Foreign Exchange Market*, FOREX, *Artificial Intelligence*, *Autonomous Agents*, *Forecasting Market*, Mercado de câmbio, agentes inteligentes, aprendizado de máquina, redes neurais artificiais, inteligência artificial, análise técnica. Com base na revisão da literatura, foram definidos: o tipo de agente, os requisitos funcionais e a arquitetura de *software* mais indicada para o desenvolvimento. Também foi escolhido, implementado e testado um algoritmo de negociação, apresentado na Seção 5 e uso de uma rede neural recorrente para a predição de preços do par de moedas EUR/USD onde os resultados são apresentado na Seção 5.2.

---

<sup>1</sup> Mantido pela *Cornell University* dos E.U.A o repositório *Computing Research Repository (CoRR)*, conta com uma gama de artigos científicos relacionados a diversas áreas do estudo da computação com o foco em inteligência artificial. Pode ser acessado em: <<https://arxiv.org/corr/home>>

<sup>2</sup> *Association for Computing Machinery (ACM)*, pode ser acessado em: <<http://www.acm.org/>>

<sup>3</sup> *Institute of Electrical and Electronic Engineers (IEEE)*, pode ser acessado em: <<http://cis.ieee.org/publications.html>>

# 1 CONCEITOS BÁSICOS PARA NEGOCIAÇÃO NO MERCADO DE CÂMBIO

## 1.1 Mercado De Câmbio

Câmbio é a operação de troca de moeda de um país pela moeda de outro país (BCB, 2017). A maioria dos países do mundo possui a própria moeda. O comércio internacional é movimentado por meio da troca entre diferentes tipos de moedas, intermediado por operações bancárias. Essas transações não são automáticas, mas exigem uma conversão entre as moedas, haja vista que o valor delas são diferentes. Por exemplo, quando uma empresa americana compra bens, serviços ou ativos financeiros estrangeiros, os dólares americanos (em geral depósitos bancários denominados em dólares), devem ser trocados por moedas estrangeira (depósitos bancários denominados em moeda estrangeira) (MISHKIN, 2000).

Houve uma época em que somente grandes bancos e empresas podiam investir no mercado de câmbio com enormes quantias de dinheiro, porém com o surgimento das novas tecnologias relacionadas a sistemas online houve uma popularização das corretoras na rede mundial de computadores e agora pessoas físicas podem investir pequenas ou grandes quantias em dinheiro. Também conhecidas como “*brokers*” essas corretoras têm a finalidade de inserir o investidor no mercado cambial por meio de uma plataforma de transações que possibilita executar operações de compra e venda de moedas 24 horas por dia utilizando computadores ou dispositivos móveis conectados à internet. Esta forma de negociar moedas foi uma revolução no mercado, pois é um atividade que pode trazer independência pessoal. Por meio de uma conexão à internet, uma conta em uma corretora de confiança e um depósito de baixas ou grandes quantias pode-se fazer um meio de trabalho, com a possibilidade de trabalhar em qualquer hora e lugar do mundo. (VIDOTTI, 2001)

É de fundamental importância considerar que as flutuações do mercado de câmbio não se movem em uma linha reta, ao contrário o movimento do mercado mostra picos altos e baixos, como verdadeiros ziguezagues. Assim, os investidores não devem realizar operações no mercado de câmbio às escuras, mas devem recorrer a estratégias capazes de reduzir o risco do investimento, como análise técnica, que usa de gráficos para predições e identificação de tendências nos preços. (TURNER ,2006)

### 1.1.1 Estrutura

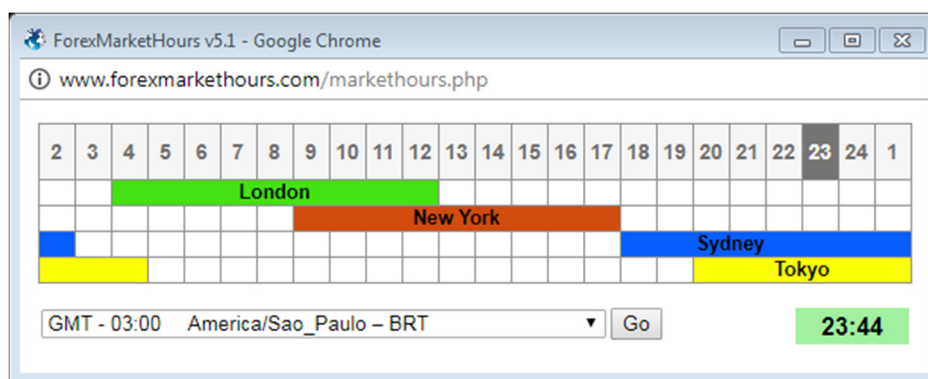
O mercado de câmbio internacional atualmente opera de forma similar a outros mercados financeiros com algumas importantes exceções. Segundo Poon et. al (2014), uma diferença significativa é que não existe centralização para negociação de moedas, ao invés disso os negócios são feitos por meio de uma corretora que corresponde compradores e vendedores para que completem as transações.

Para Poon et. al (2014), a troca descentralizada para a negociação de moedas levou a criação de uma estrutura que separa os diferentes participantes em camadas. Observa-se uma hierarquização das transações no mercado de câmbio estrangeiro. Assim, o topo da hierarquia é conhecido como mercado interbancário onde as negociações ocorrem diretamente entre os maiores bancos mundiais. O mercado interbancário é responsável somente por 20% do volume de negociações do mercado, entretanto, são esses bancos que determinam as taxas de câmbio. Nos próximos três níveis estão as organizações menores, fora dos bancos, incluindo corporações menores, desde que o volume de troca seja muito mais baixo do que o nível interbancário. Por último, mas não menos importante estão os comerciantes individuais (ou de varejo), comerciantes que investem individualmente no mercado na tentativa de lucrar com as negociações por meio de corretoras online que são responsáveis pela maioria do volume de negócios (POON, 2014).

### 1.1.2 Seções do Mercado de Câmbio Internacional

O mercado de câmbio é um mercado descentralizado, funciona 24 horas por dia, se divide em seções locais (horário em que o mercado fica aberto em cada região) conforme o fuso horário de cada país. As 24 horas do dia podem ser divididas em quatro seções principais que duram nove horas cada, podendo se sobrepor uma a outra: Londres, *Nova York*, *Sydney* e *Tokyo* (POON, 2014).

A disponibilidade do mercado em aceitar negociações durante o dia todo é determinada por meio dos diferentes fuso horários. Dependendo do fuso horário, as seções podem se sobrepor, o que faz com que dois mercados locais estejam abertos ao mesmo tempo. A Figura 1 representa os horários de funcionamento das principais seções mundial e o momento em que elas se sobrepõem, levando-se em consideração o fuso horário GMT-3:00 America/Sao\_Paulo – BRT.



**Figura 1** – Seções conforme o país.  
**Fonte:** www.forexmarkethours.com



As sobreposições das seções representam as horas mais movimentadas durante o dia, produzindo um grande volume de negociações o qual conseqüentemente gera muitas oportunidades aos investidores devido a liquidez que essa quantidade de negociações gera nos preços (POON, 2014).

## 1.2 Corretoras

De acordo com Vidotti (2001), a maioria das corretoras estão nos Estados Unidos da América (EUA) e um grande número na Europa. Nos EUA, esta atividade financeira é regulamentada pela *National Futures Association* (NFA). Já na Inglaterra e em alguns outros países da Europa a regulamentação está a cargo da *Financial Services Authority* (FSA). As corretoras localizadas em Hong Kong e outros países da Ásia são regulamentados pela *Securities and Future Commissions* (SFC).

Atualmente existem centenas de corretoras online, no entanto alguns fatores devem ser levados em consideração para a escolha de uma delas, sendo que a credibilidade está atrelada a transparência de informações sobre o país de origem e o órgão competente responsável pela fiscalização e regulamentação de seu funcionamento. Alguns pontos chave devem ser considerados na escolha de uma corretora, como precaução para futuros problemas ou até mesmo prejuízos: verificar se a mesma é regulamentada e fiscalizada por um órgão de confiança, se oferece suporte gratuito por meio de telefone, *chat* ou e-mail, 24 horas. Como exemplo de corretora online existe a OANDA<sup>4</sup> que de acordo com Weiming (2015), é considerada uma ótima escolha, visto que oferece suporte 24h e várias ferramentas online para negociação e também uma API<sup>5</sup> para negociação algorítmica.

## 1.3 Negociação de Pares de Moedas

Para que se possa negociar moedas no mercado de câmbio antes de mais nada se faz necessário entender alguns conceitos básicos para que as negociações sejam feitas de forma segura e inteligente.

É importante saber o que se passa durante uma transação comercial. Para Poon et. al (2014), as negociações são feitas comprando ou vendendo um par de moedas que representa uma taxa de câmbio entre as duas. Por exemplo um par de moedas comumente negociado é o

---

<sup>4</sup> É membro da *National Futures Association* (NFA) e opera a mais de vinte e cinco anos. Pode ser acessado em <<https://www.oanda.com/lang/pt>> (OANDA, 2017).

<sup>5</sup> A sigla API refere-se ao termo em inglês "*Application Programming Interface*" que significa em tradução para o português "Interface de Programação de Aplicativos".

EUR/USD, onde o EUR, o símbolo para o euro, é a moeda base que é comprada ou vendida; o USD, símbolo para o dólar americano, é denominado moeda de cotação para a qual a moeda base é comparada.

Quando uma operação de compra é iniciada, por exemplo, comprando o par EUR/USD, o negociador está essencialmente comprando um montante de euros apostando no fato de que o valor do euro aumentará em relação ao dólar americano. O inverso também é verdade, ao decidir vender o par de moedas, o negociador aposta que o dólar americano irá se valorizar em relação ao euro.

O mercado de câmbio internacional é extremamente concentrado em um grupo selecionado de moedas e amplamente dominado pelo dólar americano. Comumente são atribuídos nomes a três desses grupos: *major pairs*, *crosses pairs* e *exotic pairs*. Os *major pairs* são feitos da junção do dólar com as outras principais moedas do mercado: euro, yen, franco suíço, libra, dólar australiano e dólar canadense. Grupo que segundo Rossi (2010), representou 64% do giro diário em 2010. Os *crosses pairs* são formados com as principais moedas informadas, sem o dólar o americano. E os *exotic pairs* são formados da combinação do dólar americano com outras moedas como o rublo russo, o real, a krona dinamarquesa, dentre outras existentes (ROSSI, 2010).

Os pares de moedas mais ativamente negociados, como é o caso daqueles que fazem parte do grupo *major pairs*, representam uma alta liquidez e dão aos negociadores grandes disponibilidade de ofertas e capacidade de entrar e sair das negociações facilmente (POON, 2014). O Quadro 1 representa os sete principais pares de moedas negociados no mercado de câmbio internacional.

**Quadro 1** –Pares de moedas e suas descrições (*Major Pairs*).

<b>Par</b>	<b>Descrição</b>
EUR/USD	Euro x U.S Dólar
GBP/USD	Libra Britânica x U.S Dólar
USD/JPY	U.S Dólar x Iene Japonês
USD/CHF	U.S Dólar x Franco Suíço
USD/CAD	U.S Dólar x Dólar Canadense
AUD/USD	Dólar Australiano x U.S Dólar
NZD/USD	Dólar da Nova Zelândia x U.S Dólar

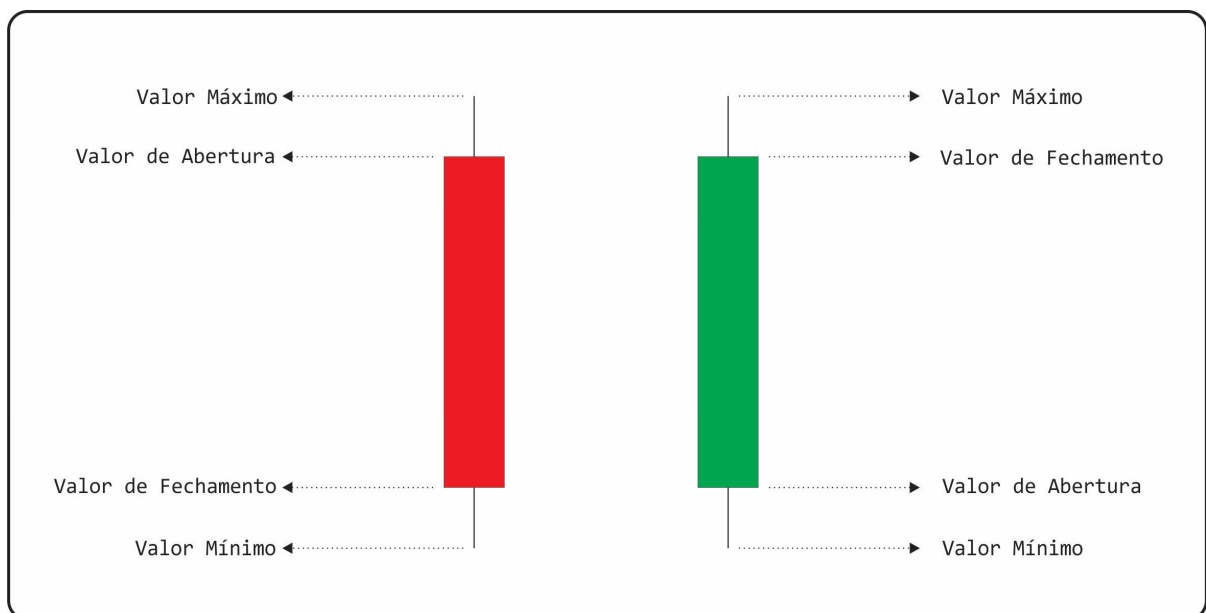
**Fonte:** Poon et al. (2014).

### 1.3.2 Gráficos

Os gráficos são ferramentas poderosas de visualização de dados e sem eles não existiria a análise técnica que será vista na próxima seção a qual faz uso efetivo dos mesmos para identificar tendências de preços e fornecer indicadores aos investidores, o que faz com que seja indispensável entender e interpretar os gráficos para que se obtenha sucesso ao fazer investimentos financeiros.

Para análises de tendências e movimento do mercado de câmbio o gráfico de velas é bastante utilizado e os dois padrões que são utilizados para formar o mesmo estão representados na Figura 2. Em um gráfico de velas cada padrão representa um período de tempo (minutos, horas, dias, semanas ou meses) sendo que os mesmos podem ser representados na cor vermelha ou verde. A cor vermelha representa uma diminuição no preço de um determinado par de moedas em um dado período de tempo, enquanto a cor verde representa um aumento do preço para outro período.

Pode-se observar na Figura 3 um exemplo de gráfico de velas com período definido de uma hora, onde é possível ver como o mesmo é formado dado a sucessão dos padrões representados na Figura 2.



**Figura 2** – Padrões do gráfico de velas.  
**Fonte:** Elaborado pelo autor com base em Weithers (2006).



**Figura 3** – Representação gráfica das taxas de câmbio do EUR/USD em intervalos de hora.

**Fonte:** eToro (Europe) Ltd [CY].

## **2 REFERÊNCIAL TEÓRICO**

### **2.1 Estratégias De Análise De Taxas De Câmbio**

Existem basicamente duas abordagens para se analisar o mercado: análise fundamental e a análise técnica. A análise fundamental é focada nas causas que fazem as taxas de câmbio flutuarem (econômicas, políticas e sociais, notícias e informações) o que não é escopo do presente estudo.

De acordo com Ilic (2011) a análise técnica é baseada em três axiomas: movimento do mercado, que considera todos os acontecimentos; preço, que se move com a tendência; e a história se repete por ela mesma. A primeira suposição é de que todos os fatores que influenciam nos preços sejam econômicos, políticos ou psicológicos, foram levados em conta e estão refletidos nos gráficos de preços. A segunda é que o movimento nas taxas é resultado de tendências, isto implica que a tendência que seja atual provavelmente continuará até uma tendência inversa ser estabelecida. A terceira hipótese é de que os modelos que funcionaram no passado, provavelmente funcionarão no futuro devido a psicologia humana, que permanece quase inalterada ao longo dos anos.

A análise técnica permite o estudo das mudanças do mercado por meio de gráficos com o propósito de fazer previsões de tendências de preços. Os negociadores podem desenvolver estratégias baseadas em várias ferramentas de análise técnica, incluindo tendência de mercado, volume, alcance, suporte e níveis de resistência, padrões de gráficos e indicadores.

O mercado de câmbio apresenta flutuações que não se movem em uma linha reta, mas em série de ziguezagues que se assemelham a ondas sucessivas com picos altos e baixos. Neste sentido, a compra é mais indicada quando há tendência a subida e a venda pode ser melhor quando a tendência é de descida, porém quando não se tem uma tendência definida a opção mais sábia é ficar de fora até um nova tendência ser identificada (TURNER, 2006).

#### **2.1.1 Média Móvel**

De acordo com Poon (2014) talvez a análise da média móvel seja o recurso mais básico de uma abordagem técnica para a análise de mercado, a média móvel serve de base para todos os outros indicadores de preços. Ele mostra o valor médio dos preços em um certo período de tempo. Quando os preços mudam a média móvel aumenta ou diminui. Ela pode ser calculada para qualquer conjunto de dados sequencial, incluindo a abertura e o encerramento de preços, preços mais altos e mais baixos, o volume no comércio ou quaisquer outros indicadores.

A forma mais popular de se interpretar as médias móveis de preços é comparando sua dinâmica no preço do instrumento em questão (par de moedas, ação e etc.). Quando o preço sobe acima de sua média móvel, um sinal de compra aparece, caso o preço venha a cair abaixo da média móvel, isso pode ser interpretado como um sinal de venda (POON, 2014).

Este método, que é baseado na média móvel, não é projetado para fornecer a entrada no mercado diretamente em seu ponto mais baixo, com sua saída diretamente no pico. Ele permite agir de acordo com a seguinte tendência: comprar logo após os preços atingirem a baixa, e vender logo após os preços atingirem o seu pico.

Fazendo um paralelo entre a afirmação feita por Illic (2011), de que o movimento nas taxas dos pares de moedas ou ações, são resultado de tendências, e a ideia de Pring (2014), de que é evidente que as tendências de preços de qualquer entidade livremente negociada, podem ser muito voláteis. Pode-se utilizar da média móvel para lidar com esse fenômeno, pois uma média móvel busca diminuir as flutuações dos preços das ações em uma tendência suavizada para que as distorções sejam reduzidas ao mínimo.

### 2.1.2 Média Móvel Simples

De acordo com Pring (2014), a média móvel simples é de longe a mais adotada para análises técnicas, é construída pela soma total do valor de fechamento do conjunto de dados dividido pelo número de observações. Para que a média se mova sempre que entrar um novo dado de observação o mais antigo é eliminado do conjunto de dados, em seguida é calculado um novo total e o processo de calcular a média se repete. A fórmula para o cálculo da média móvel simples está representada na Equação 1.

$$MMS_{t,n} = \sum_{i=t-n}^t \frac{P_i}{n}$$

**Equação 1** – Fórmula da média móvel simples.

**Fonte:** Elaborado pelo autor com base em SEKER et. al. (2014).

Onde  $t$  é o período atual no tempo,  $n$  é a janela de observação na série temporal de dados e  $P_i$  é o valor do preço no momento  $i$ .

## 2.2 Negociação Algorítmica

Uma estratégia de negociação representa um conjunto de instruções que aconselham ou realizam abertura (entrada) ou fechamento (saída) de posições de negociação com base nos resultados da análise técnica. A negociação algorítmica permite excluir a aleatoriedade no processo de negociação excluindo o fator emocional no momento de tomada de decisões. Segundo Weiming (2015), o comércio algorítmico refere-se à automação do processo de negociação sistemática, onde a execução da ordem é otimizada para oferecer o melhor preço possível.

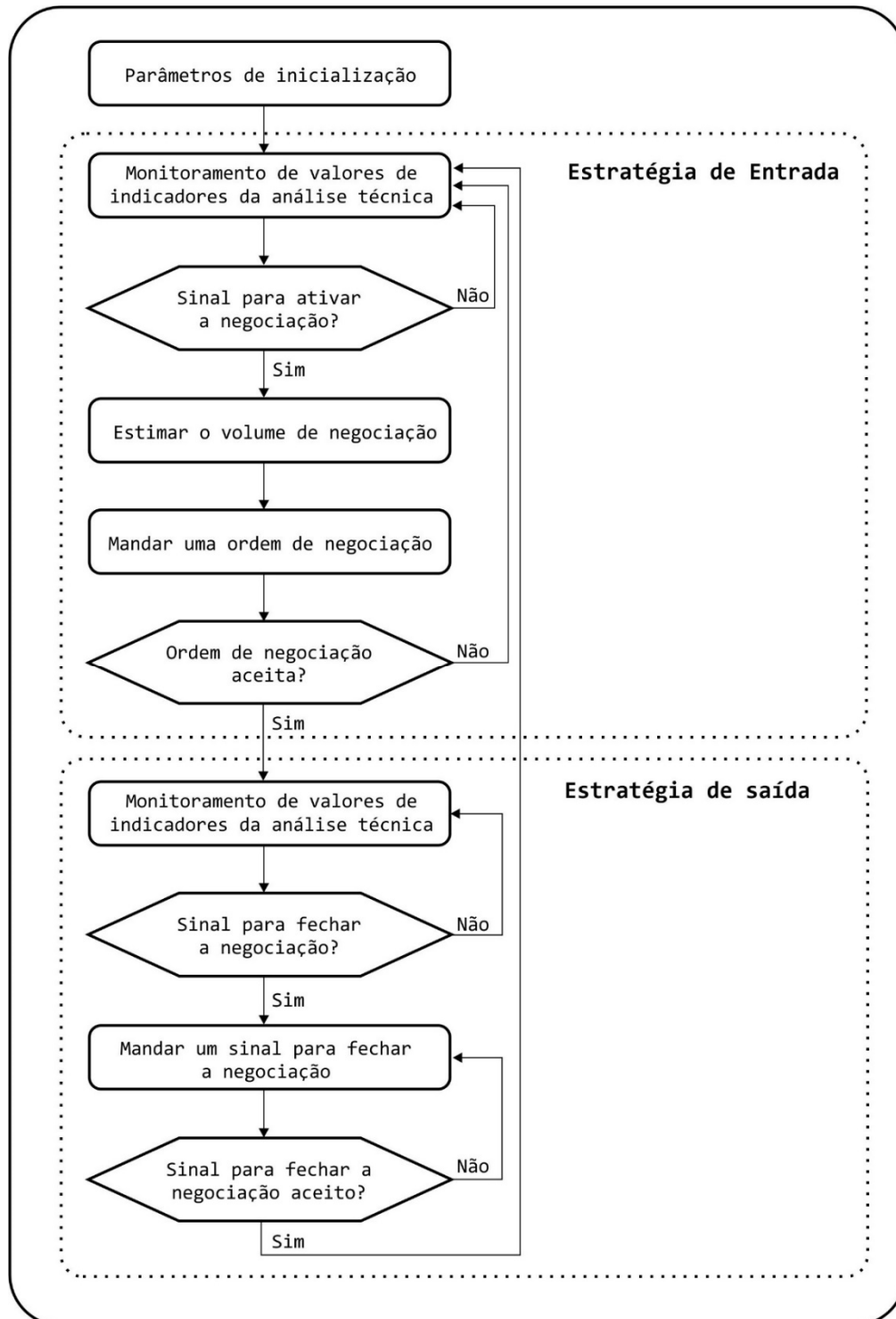
Para Ilic (2011), em seu artigo *Evaluation of algorithmic strategies for trading on foreign exchange market*, todas as estratégias de negociação têm três componentes principais: entrada, saída e gerenciamento de riscos. As condições para ativar entradas e saídas de uma negociação podem ser muito simples e ao mesmo tempo muito complexas. Podem ser filtradas por diferentes elementos: uma entrada pode estar configurada para um preço específico ou pode ser ativada quando ocorrer uma combinação de valores de indicadores vindos da análise técnica. A Figura 4 demonstra a estrutura de um algoritmo proposto por Ilic (2011) nomeado como Consultor Especialista que demonstra uma estratégia para monitoramento de indicadores como forma de tomar decisões sobre entrar ou sair de uma determinada negociação.

Ainda de acordo com Ilic (2011), para se desenvolver uma estratégia de negociação é recomendado seguir os seguintes passos:

- Formulação
- Especificação das regras de negociação
- Desenvolver um modelo de *software*
- Testes preliminares (simulação em dados históricos)
- Otimização de parâmetros (Seleção de melhores estratégias de negociação, mais robusto e de maior lucro, menor nível de risco, etc.)
- Avaliação de desempenho e robustez da implementação
- Executar a estratégia no mercado real
- Monitorar a performance de negociação (comparar resultados reais com resultados as simulações)
- Avaliação e melhoria

Com uma estratégia de negociação bem definida e implementada pode-se remover o fator emocional por parte dos investidores afim de otimizar os lucros e diminuir as

perdas em negociações de moedas. O que dá possibilidade de investimentos em maiores quantias e com menores riscos.



**Figura 4** – Consultor Especialista  
**Fonte:** Elaborada pelo autor com base em Ilic (2011).



## 2.3 Inteligência Computacional

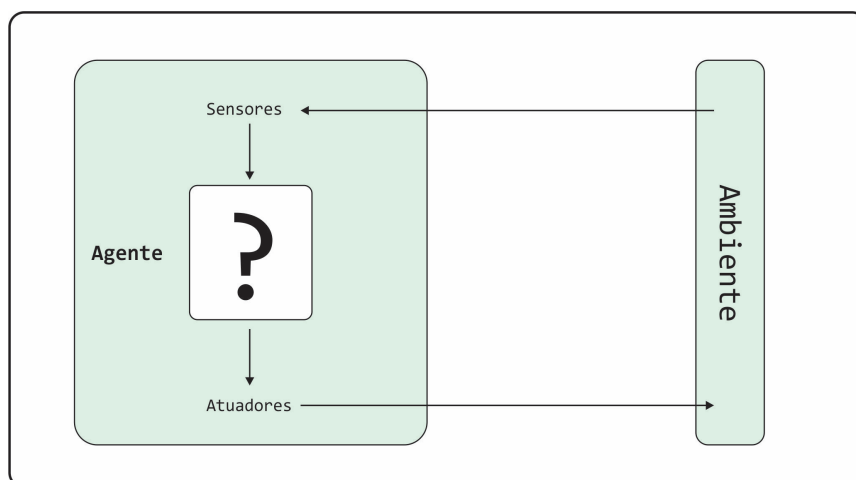
Segundo Stuart e Norving (2011) a inteligência artificial é um dos campos mais recentes em ciências e engenharia. O trabalho começou logo após a segunda guerra mundial, e o próprio nome foi cunhado em 1956. E apresenta as seguintes definições para o termo: “Inteligência Computacional é o estudo do projeto de agentes inteligentes” e “O estudo das computações que tornam possível perceber, raciocinar e agir.”

### 2.3.1 Agentes Inteligentes

Agentes inteligentes podem ser definidos como tudo que pode ser considerado capaz de perceber seu ambiente por meio de sensores e de agir sobre esse ambiente por intermédio de atuadores. Um agente de *software* por exemplo pode receber sequencias de teclas digitadas, conteúdo de arquivos e pacotes de rede como entradas sensoriais, atua sobre o ambiente podendo exibir resultados na tela, escrever em arquivos, executar ações e enviar pacotes de rede (STUART; NORVING, 2011).

Um agente é uma ferramenta que realiza alguma tarefa em nome de um humano. Por exemplo, um simples agente pode ser construído para comprar uma ação específica quando o preço dela cair abaixo de um determinado nível. Um simples agente de busca na Internet pode ser projetado para enviar consultas a uma série de ferramentas de busca e comparar os resultados (COPPIN, 2017).

A Figura 5 descreve uma estrutura básica de um agente inteligente onde o mesmo obtém informações sobre o ambiente por meio de sensores e pode realizar ações neste mesmo ambiente por meio de seus atuadores.



**Figura 5** - Agentes interagem com o ambiente por meio de sensores e atuadores.

**Fonte:** Stuart e Norving (2013).

Agentes inteligentes devem ter conhecimento adicional do domínio que os habilita a desempenhar suas tarefas, mesmo quando os parâmetros da tarefa são mudados por algum motivo ou quando surgem situações não previstas. Para Stuart e Norving (2011), a definição do que é racional em qualquer instante dado depende de quatro fatores:

- a) A medida de desempenho que define o critério de sucesso;
- b) O conhecimento prévio que o agente tem do ambiente;
- c) As ações que o agente pode executar;
- d) A sequência de percepções do agente até o momento;

Com o intuito de se construir agentes racionais, primeiro deve-se pensar em ambientes de tarefas, que são essencialmente os “problemas” para os quais os agentes racionais são as “soluções”. Ao projetar um agente, a primeira etapa deve ser sempre especificar o ambiente de tarefa de forma tão completa quanto possível, para tal será utilizada a descrição PEAS (*Performance, Environment, Actuators, Sensors* – desempenho, ambiente, atuadores, sensores) que está representado no Quadro 2.

**Quadro 2** – Análise PEAS para um agente de investimento no mercado de câmbio internacional.

Tipo de Agente	Medida de Desempenho	Ambiente	Atuadores	Sensores
Agente para investimentos no mercado de câmbio internacional	Predições o mais próximo possível da realidade, maximizar lucros e consequentemente diminuir perdas	Plataforma online de <i>trading</i> , mercado de câmbio internacional	Controle sobre os métodos de compra e venda para determinados pares de moeda	Conteúdo de arquivos e entrada de pacotes de rede por meio de integração com API de negociações

**Fonte:** Elaborado pelo autor com base em Stuart e Norving (2011).

### 2.3.2 Propriedades de ambiente de tarefa

De acordo com Stuart e Norving (2011) podemos definir as propriedades escolhidas para o ambiente de tarefa do agente em questão como:

- **Completamente observável:** Caso os sensores do agente permitam acesso ao estado completo do ambiente em cada instante podemos afirmar que o ambiente é completamente observável. O que para a seguinte proposta irá acontecer por meio da integração com uma API de negociações onde é possível se obter dados sobre um determinado par de moedas em tempo real o que fornece todos os dados relevantes para a escolha das ações a serem realizadas.

- **Agente único:** levando-se em consideração o ambiente definido, o mercado de câmbio será um ambiente de agente único para o agente a ser desenvolvido, pois será o único agente operando no ambiente conforme os dados obtidos pelos seus sensores.
- **Estocástico:** Se o próximo estado do ambiente é completamente determinado pelo estado atual e pela ação executada pelo agente, dizemos que o ambiente é determinístico; caso contrário, ele é estocástico.
- **Sequencial:** Em ambientes sequenciais, a decisão atual pode afetar todas as decisões futuras, ou seja o agente deve levar em consideração o futuro para tomar suas decisões.
- **Dinâmico:** Se o ambiente puder se alterar enquanto um agente está deliberando, dizemos que o ambiente é dinâmico para esse agente. Ambientes dinâmicos estão continuamente perguntando ao agente o que ele deseja fazer; se ele ainda não tiver se decidido, isso será considerado a decisão de não se fazer nada.
- **Desconhecido:** Se tratando de ambiente desconhecido, o agente terá de aprender como funciona, a fim de tomar boas decisões.

Conforme o estudo feito sobre o mercado de câmbio uma análise com as propriedades de ambiente de tarefa do mesmo está representada no Quadro 3.

**Quadro 3** – Propriedades de ambiente de tarefa para o ambiente definido: mercado de câmbio internacional.

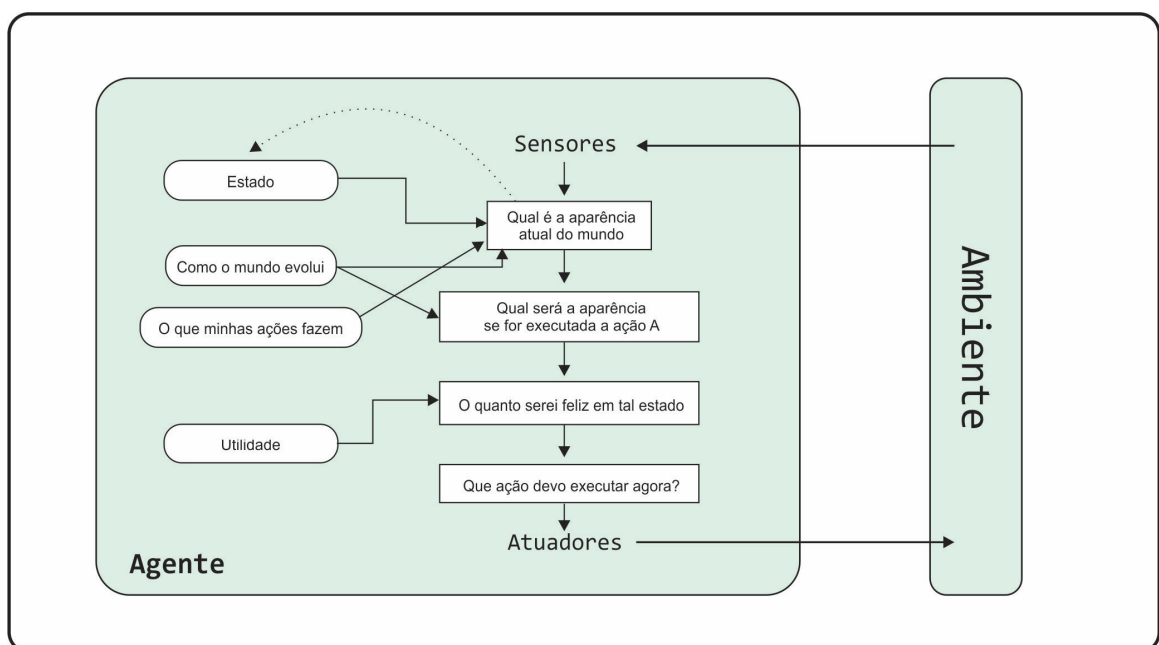
<b>Ambiente de Tarefa</b>	<b>Observável</b>	<b>Agentes</b>	<b>Determinístico</b>	<b>Episódico</b>	<b>Estático</b>	<b>Discreto</b>
Mercado de câmbio internacional	Completamente	Único	Estocástico	Sequencial	Dinâmico	Desconhecido

**Fonte:** Elaborado pelo autor com base em Stuart e Norving (2013).

### 2.3.3 Agentes baseados na utilidade

Ao se esperar um comportamento de alta qualidade na maioria dos ambientes, os objetivos por si só não são suficientes. Se tratando de investimentos no mercado de câmbio existem algumas sequências de ações que levarão o agente ao seu objetivo, porém algumas são rápidas, mais seguras, mais confiáveis ou até mesmo mais econômicas que outras. De acordo com Stuart e Norving (2011), os objetivos simplesmente permitem uma distinção binária crua entre “estados felizes” e “infelizes”, enquanto uma medida de desempenho deve permitir uma comparação entre diferentes estados do mundo, de acordo com o grau exato de felicidade que proporcionariam ao agente. Tendo em vista que “feliz” não pareça muito científico, em vez disso, economistas e cientistas da computação utilizam o termo utilidade que neste caso refere-se à “qualidade de ser útil”.

No mundo real observações parcial e estocástica são onipresentes e assim a tomada de decisão é feita com base na incerteza. Tecnicamente falando, um agente racional baseado em utilidade escolhe a ação que maximiza a utilidade esperada. A Figura 6 representa a estrutura de um agente baseado na utilidade que usa um modelo do mundo juntamente com uma função utilidade que mede suas preferências entre estados do mundo. Em seguida, ele escolhe a ação que leva à melhor utilidade esperada, na qual a utilidade esperada é calculada pela média entre todos os estados resultantes possíveis, ponderadas pela probabilidade do resultado (STUART; NORVING, 2011).



**Figura 6** – Um agente baseado em modelo e orientado para utilidade.  
**Fonte:** Stuart e Norving (2011).

### 2.3.4 Aprendizagem Supervisionada

Os Problemas de aprendizagem supervisionados são classificados em problemas de “regressão” e “classificação”. Em um problema de regressão, procura-se prever os resultados em uma saída contínua, o que significa tentar mapear variáveis de entrada para alguma função contínua. Em um problema de classificação, busca-se prever os resultados em uma saída discreta. Em outras palavras, mapear variáveis de entrada em categorias distintas.

De acordo com Stuart e Norving (2011) A tarefa de aprendizagem supervisionada é a seguinte:  $(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots (x_n, y_n)$ , onde cada  $y_j$  foi gerado por uma função desconhecida  $y=f(x)$ , então deve-se descobrir uma função  $h$  que se aproxime da função verdadeira  $f$ . Para tal  $x$  e  $y$  podem ter qualquer valor, mesmo que não sejam números. A função  $h$  é uma hipótese. A aprendizagem então é uma busca através do espaço de hipóteses possíveis

por aquele que terá um bom desempenho, mesmo em novos exemplos além do conjunto de treinamento. Às vezes, a função  $f$  é estocástica – não é estritamente uma função de  $x$ , e o que de ser aprendido é uma distribuição de probabilidade condicional,  $P(Y | x)$ .

Quando a saída  $y$  for de um conjunto finito de valores (como ensolarado, nublado, ou chuvoso), o problema da aprendizagem será chamado de classificação. Como temperatura de amanhã, o problema de aprendizagem é chamado de regressão. Tecnicamente, a solução de um problema de regressão é encontrar uma expectativa condicional ou valor médio de  $y$  porque a probabilidade de acharmos exatamente o número de valor real certo para  $y$  é próximo ou igual a zero.

### **2.3.5 Machine Learning e Deep Learning**

*Machine Learning* (Aprendizagem de Máquina) é um subcampo da Inteligência Artificial que se preocupa com algoritmos que permitem aos computadores aprenderem. O que significa, na maioria dos casos, que para um algoritmo é passada uma coleção de dados para que sejam inferidas informações sobre as propriedades desses dados – e essa informação permite que o algoritmo realize previsões sobre outros dados ou situações que possam surgir ou acontecer no futuro. (SEGARAN, 2007).

Segundo VanderPlas (2016) o estudo de aprendizagem de máquina certamente surgiu no contexto de pesquisas em inteligência artificial, mas para a aplicação dos seus métodos na ciência de dados é mais útil pensar em aprendizagem de máquina como forma de construir modelos de dados.

Muitas vezes uma classe de problema de aprendizagem pode parecer restrita, mas na verdade tem uma ampla aplicabilidade: a partir de uma coleção de pares de entrada e saída, aprender uma função que prevê a saída para novas entradas (STUART; NORVING, 2011).

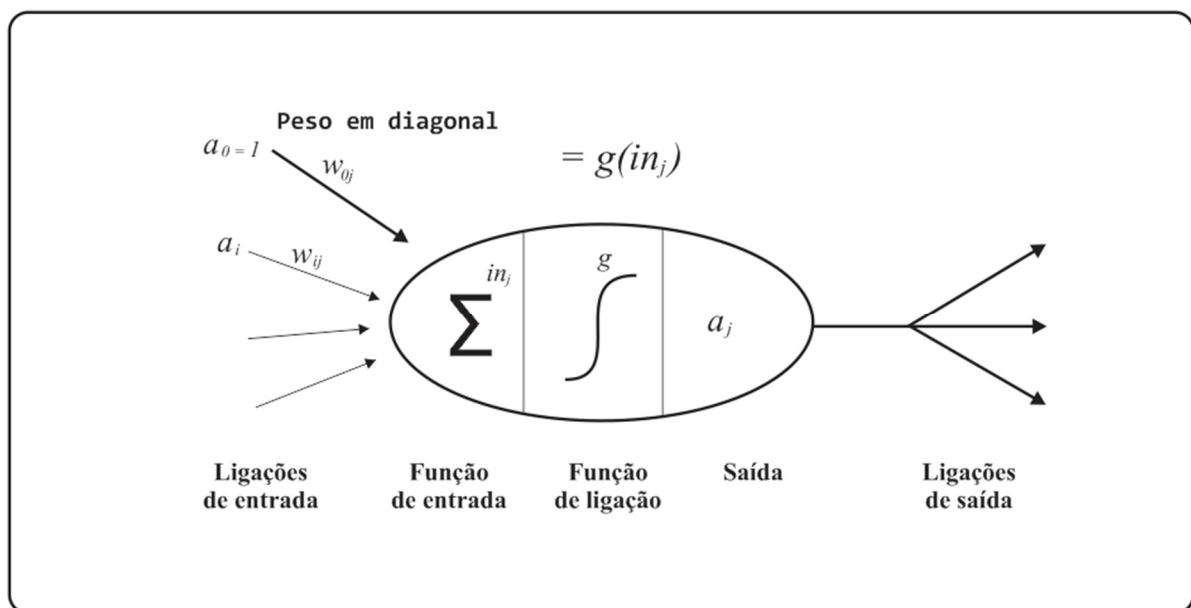
*Deep learning* permite modelos computacionais compostos por múltiplas camadas de processamento aprenderem com representação de dados. Sendo útil no reconhecimento de objetos visuais, reconhecimento de padrões e várias outras atividades em outros domínios (LECUN et. al., 2015). Segundo Arel et. al (2010), a captura de dados temporais, baseados em regularidades na observação é vista como um objetivo fundamental para sistemas de *deep learning*. Arel et. al (2010), ainda afirma que com o *deep learning* implementado os modelos compostos por múltiplas camadas, após realizar um grande conjunto de observações pode extrair sinais para um mecanismo de classificação relativamente simples com o objetivo de obter um reconhecimento robusto de padrões. O que pode ser utilizado para criar um modelo

específico que identifique determinados padrões que possam levar o agente a tomar decisões inteligentes que potencialize seus lucros nas negociações.

### 2.3.6 Redes neurais artificiais

Redes de neurônios artificiais são modeladas em relação ao cérebro humano e são compostas por vários neurônios artificiais. Neurônios em redes neuronais artificiais tendem a ter menos conexões do que neurônios biológicos e as redes neuronais (atualmente) são todas significativamente menores, em termos de números de neurônios, do que as do cérebro humano (COPPIN, 2017).

De acordo com Stuart e Norving (2011) as redes neurais são compostas por nós ou unidades (ver Figura 7) que são conectadas por ligações direcionadas. Uma ligação da unidade  $i$  para a unidade  $j$  tem a função de propagar a ativação  $a_i$  de  $i$  para  $j$ . Cada ligação também tem um peso numérico  $w_{i,j}$  associado ao mesmo, que irá determinar a força e o sinal de conexão. Assim como modelos de regressão linear, cada unidade tem uma entrada fictícia  $a_0 = 1$  com peso associado  $w_{0j}$ . Cada unidade  $j$  primeiro calcula uma soma ponderada de suas entradas.



**Figura 7** – Modelo matemático simples de um neurônio.

**Fonte:** Stuart e Norving (2011).

Kondratenko (2013) afirma que que as redes neurais podem ser um fator positivo na previsão se séries temporais financeiras levando em consideração que uma rede neural

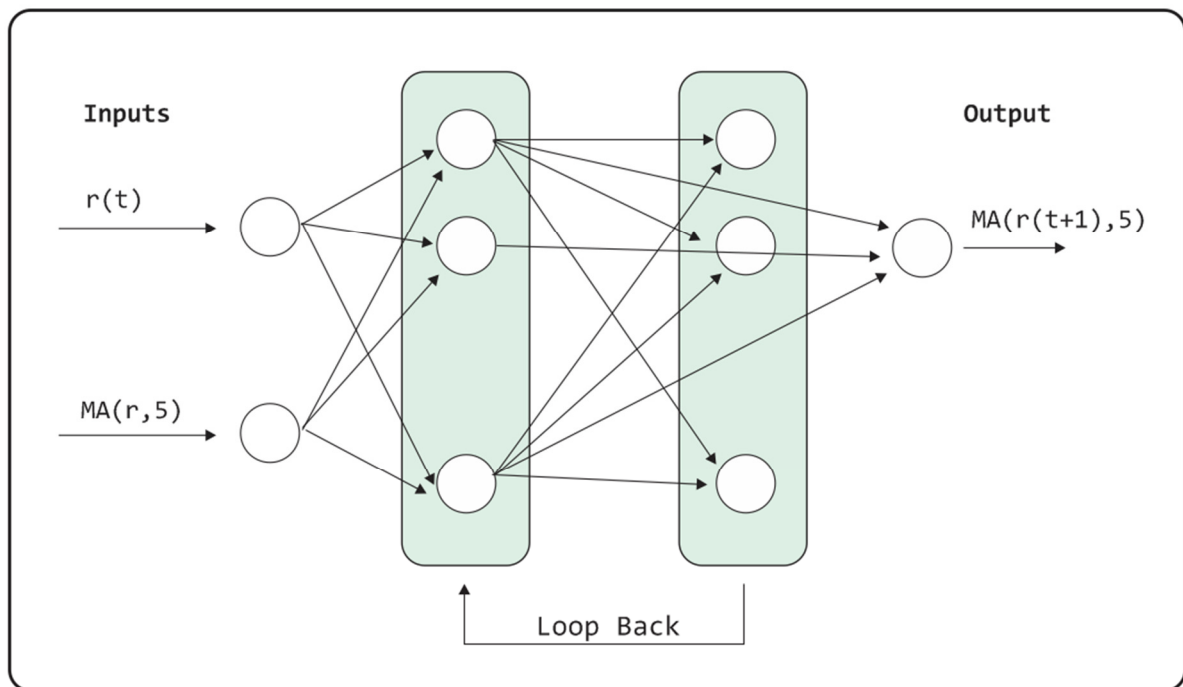
recorrente tem uma “memória profunda”, mas expõe que a desvantagem dessa classe de redes neurais é o longo tempo para o treinamento de um modelo preditivo.

### 2.3.7 Redes Neurais Recorrentes

Em uma rede neural recorrente podem existir conexões que voltem dos nós de saída aos nós de entrada e também conexões arbitrárias entre quaisquer nós. Sendo assim, o estado interno de uma rede recorrente pode ser alterado conforme conjuntos de entrada são apresentados a ela, com isso pode-se dizer que ela tem uma memória. Isto é particularmente útil na solução de problemas que não dependem somente de entradas atuais, mas sim de todas as entradas anteriores: redes recorrentes podem ser usadas para prever o preço de mercado de uma ação, baseado em todos os valores prévios (COPPIN, 2017).

Swathi et al. (2015), afirmam que essa categoria de redes neurais são desenvolvidas para lidar com padrões de tempo variados ou atrasados e são utilizáveis para os problemas em que a dinâmica do processo é considerada complexa.

A rede neural Elman-Jordan que aprende utilizando o método *back-propagation* foi utilizada com sucesso para predições no mercado financeiro, uma vez que é uma rede neural recorrente e aprende as regras na série temporal de dados, o que é necessário quando se trabalha com os mesmos (KONDRATENKO, 2013). A Figura 8 representa a arquitetura da rede neural Elman-Jordan proposta por Kondratenko (2013) e que foi utilizada em seu estudo. A rede tem duas entradas e uma saída, uma das entradas é alimentada com os retornos diários enquanto que a segunda entrada é alimentada com os retornos diários suavizados pelo cálculo da média móvel. O uso da média móvel na entrada tem a finalidade de suavizar o ruído na série temporal de dados. Para saída foi escolhido o valor da média móvel dos retornos, acrescentadas de um dia, porque o propósito é a negociação, e no caso da rede tentar negociar em todo o movimento do mercado, isto irá levar a grandes taxas de transações o que não é viável. Então a rede está suposta fazer a predição de um dia a frente (KONDRATENKO, 2013).



**Figura 8** – Ilustração esquemática da arquitetura de rede neural Elman-Jordan.  
**Fonte:** Elaborada pelo autor com base em Kondratenko (2013).

Em seu estudo Kondratenko (2013) conclui que os melhores resultados para a implementação foram os com dois indicadores: média móvel e retornos diários e utilizou esse modelo para testes, fazendo uma pequena modificação e utilizando a média móvel exponencial que, segundo o mesmo, faz uma aproximação mais precisa da série temporal e pode conter informações de períodos mais longos. Com essa aplicação, obteve estimativas de probabilidades de acerto relativamente altas, com cerca de 80% de acertos, o que se torna bastante suficiente para uso prático em sistema de negociação algorítmica.



## 3 PROJETO DO AGENTE

### 3.1 Requisitos Funcionais

Esta seção descreve os requisitos funcionais (RF) para o desenvolvimento do agente com base no estudo sobre como são feitas as análises e negociações dos pares de moedas no mercado de câmbio internacional. O Quadro 4 apresenta a especificação para cada um dos requisitos levantados, onde possui o código para o requisito e a especificação do mesmo.

Requisitos tais como registrar um histórico de negociações e atividades realizadas na plataforma de negociação e emitir notificações sobre esses eventos foram cogitados, porém, não foram adicionados devido a plataforma oferecer um sistema online e aplicativo móvel onde pode-se monitorar todas as atividades que acontecem em tempo real, atividades que também ficam registradas e podem ser consultadas a qualquer momento.

- **RF01** - O sistema deve se autenticar e manter conexão com uma API de negociação algorítmica.
- **RF02** - O sistema deve permitir a execução de negociações (compra/venda) para um ou vários pares de moedas (instrumentos).
- **RF03** - O sistema deve permitir que uma negociação seja configurada com uma limitação de perda.
- **RF04** - O sistema deve monitorar preços em tempo real para um ou vários pares de moedas através da API de negociações para um período definido.
- **RF05** - O sistema deve ser capaz de inferir informações relevantes com base em análises preditivas em uma série de dados para apoiar a tomada de decisões, entrar ou sair de uma negociação.
- **RF06** - A partir das informações vindas das predições realizadas o sistema deve ser capaz de tomar decisões autônomas para negociações a qualquer momento em que receba um sinal para comprar ou vender.

**Quadro 4** – Especificação de requisitos funcionais

<b>Requisito</b>	<b>Especificação</b>
<b>RF01</b>	O sistema deve se conectar a uma API de negociações no mercado de câmbio internacional, para dar suporte a todas as operações que a mesma oferece. Deve-se utilizar um arquivo de configuração para se guardar as informações ( <i>api-key</i> , <i>login</i> e senha) da conta de forma segura e que não fique explícita no código.
<b>RF02</b>	O sistema conectado a API de negociações fornecida pela corretora deve implementar as funcionalidades de compra e venda de pares de moedas disponíveis na plataforma.
<b>RF03</b>	Por questões de segurança uma negociação deve ser configurada com uma limitação de perda. 2% acima do preço de entrada para negociações de venda; e 2% abaixo do preço de entrada para negociações de compra.
<b>RF04</b>	O sistema deve consumir em tempo real os dados sobre os preços de um ou vários pares de moedas os quais a API de negociações fornece.
<b>RF05</b>	O sistema deve realizar análises preditivas com dados históricos juntamente com dados em tempo real para um determinado par de moedas afim de gerar informações relevantes para realizar negociação que sejam realmente lucrativas, com base na análise técnica da média móvel.
<b>RF06</b>	A partir das informações vindas das predições realizadas o sistema deve ser capaz de gerar indicadores técnicos que auxiliem a tomada de decisões autônomas para negociações de compra, venda ou esperar um momento oportuno para executar determinada ação.

**Fonte:** Elaborado pelo autor.

## 3.2 Projeto Arquitetural

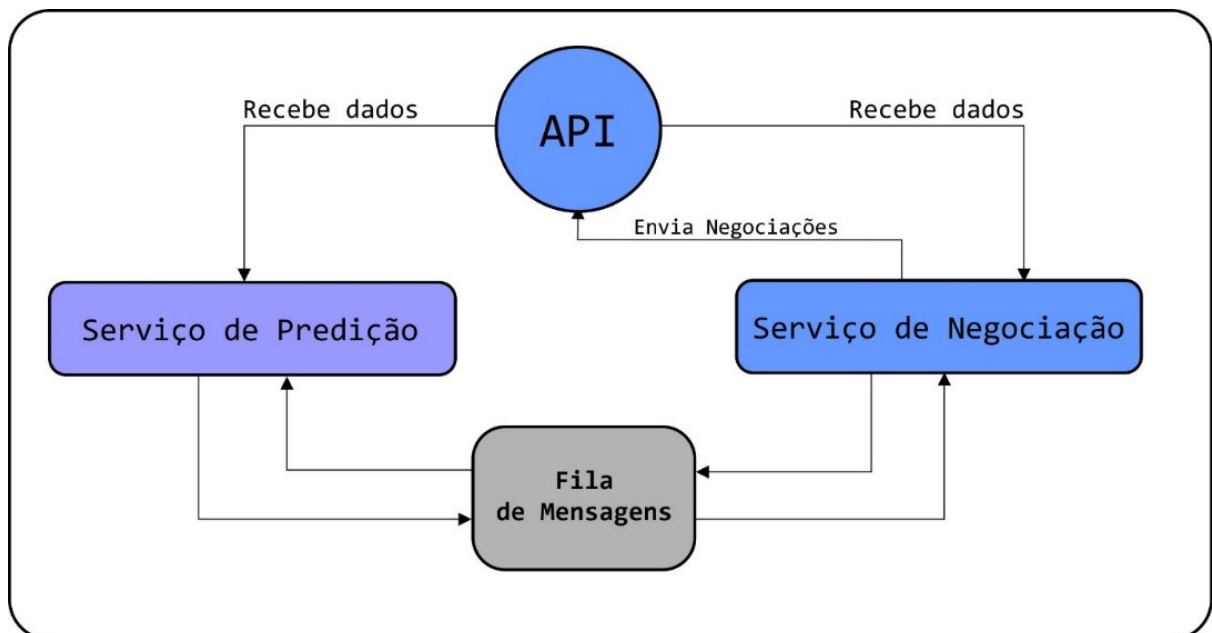
### 3.2.1 Uma estrutura distribuída e de micro serviços orientada a mensagens

Couloris et. al (2013), define um sistema distribuído como um sistema no qual os componentes de *hardware* ou *software*, localizados em computadores interligados em rede, comunicam-se e coordenam suas ações apenas enviando mensagens entre eles. A principal motivação para construir e utilizar sistemas distribuídos é proveniente da necessidade de compartilhar recursos de maneira útil em um sistema de computadores interligados em rede. Como o agente em questão irá trabalhar com grande volume de dados e requisições, este tipo de arquitetura foi escolhida como forma de distribuir os componentes que formam o agente, para que cada um deles aproveite da forma mais eficaz possível o desempenho de suas máquinas afim de se aumentar a eficiência do sistema como um todo.

A arquitetura de micro serviços é uma abordagem para desenvolver uma aplicação como um conjunto de serviços independentes. Cada um desses serviços rodando seus próprios processos. Os serviços podem se comunicar com alguns mecanismos leves, como por exemplo pelo protocolo HTTP ou por meio de mensagens. Também podem ser escritos em diferentes linguagens de programação, utilizar seus próprios modelos de dados e etc. (NAMIOT e SNEPS-SNEPPE, 2014). Este tipo de arquitetura otimiza o desenvolvimento e aumenta a manutenibilidade geral do sistema pois cada micro serviço tem somente a implementação de seus recursos específicos e também se torna mais tolerante a falhas, pois os processos são isolados em cada micro serviço o que também aumenta o poder de processamento geral da aplicação.

Nannoni (2015), expõe os benefícios gerais de arquiteturas orientadas a mensagens: flexibilidade e extensibilidade, escalabilidade, resiliência e tolerância a falhas, gerenciamento de tráfego e isolamento de processos.

Com base nas afirmações anteriores a Figura 9 demonstra o modelo de arquitetura desenhado para o agente em questão que busca otimizar o desempenho, a manutenibilidade, escalabilidade e tolerância a falhas.



**Figura 9** – Diagrama de visão de alto nível da arquitetura e das rotas de mensagens entre os micro serviços.

**Fonte:** Elaborado pelo autor baseado em Dragoni et. Al (2017).

A seguir são descritos os componentes e tecnologias que compõe a arquitetura descrita na Figura 9:

- **API:** API de negociações oferecida pela corretora OANDA (<http://developer.oanda.com/>) para desenvolvedores que tenham interesse em criar estratégias de negociação automatizadas. A escolha dessa API se deu por causa da quantidade de métodos que a mesma oferece e se mostra bem completa para se implementar processos autônomos de negociação, além de oferecer suporte a vários tipos de linguagem de programação ainda tem disponível uma plataforma para testes para sistemas de negociação, fornecendo dados reais do mercado.
- **Serviço de Predição:** Micro serviço responsável por realizar predições e análise com base nos algoritmos de *machine learning* implementados para trabalhar com base em entradas de dados históricos (vindos de requisições para a API) de um determinado par de moedas (Ex.: EUR/USD) para fornecer predições capazes de auxiliar o serviço de negociação, nas tomadas de decisões.
- **Serviço de Negociação:** Micro serviço de negociação, responsável por todos os métodos de acesso e controle da a API externa, como por exemplo executar negociações de compra ou venda, com base em uma análise técnica implementada e com a apoio das predições para decidir qual ação executar. Toda negociação acontece por meio deste micro serviço.
- **Fila de Mensagens - Rabbit MQ:** Gerenciador de mensagens *open-source* que implementa o protocolo avançado de enfileiramento de mensagens (*Advanced Message Queuing Protocol* - AMPQ). É responsável por encaminhar mensagens de um micro serviço para outro.

## 4 RESULTADOS

Nesta seção são apresentados os resultados obtidos e como foram conduzidos a implementação, testes e os experimentos feitos com base no referencial teórico apresentado.

### 4.1 Serviço de Negociação

Para a arquitetura definida foi desenvolvido o algoritmo em linguagem Python, que dará origem ao serviço de negociação de forma que implementa regras com base na afirmação de Poon (2014), que quando o preço de um determinado instrumento sobe acima de sua média móvel, este evento pode ser entendido como um sinal de compra e que caso o preço caia abaixo de sua média móvel, pode-se considerar um sinal de venda.

Tendo como referência o esquema do Consultor Especialista proposto por Ilic (2011), exposto na Figura 4 da seção 2.2. Foi construído o algoritmo responsável pelo Serviço de Negociação (Apêndice A e B), que implementa a análise técnica da média móvel, que segundo Kondratenko (2013) foi responsável pelos melhores resultados em seu estudo.

Este algoritmo pode negociar na corretora OANDA dentre os mais variados instrumentos, desde os pares de moedas dos *major pairs* apresentados no Quadro 1 da seção 1.3, até ativos como milho, soja, açúcar, petróleo e etc. obtendo dados em tempo real.

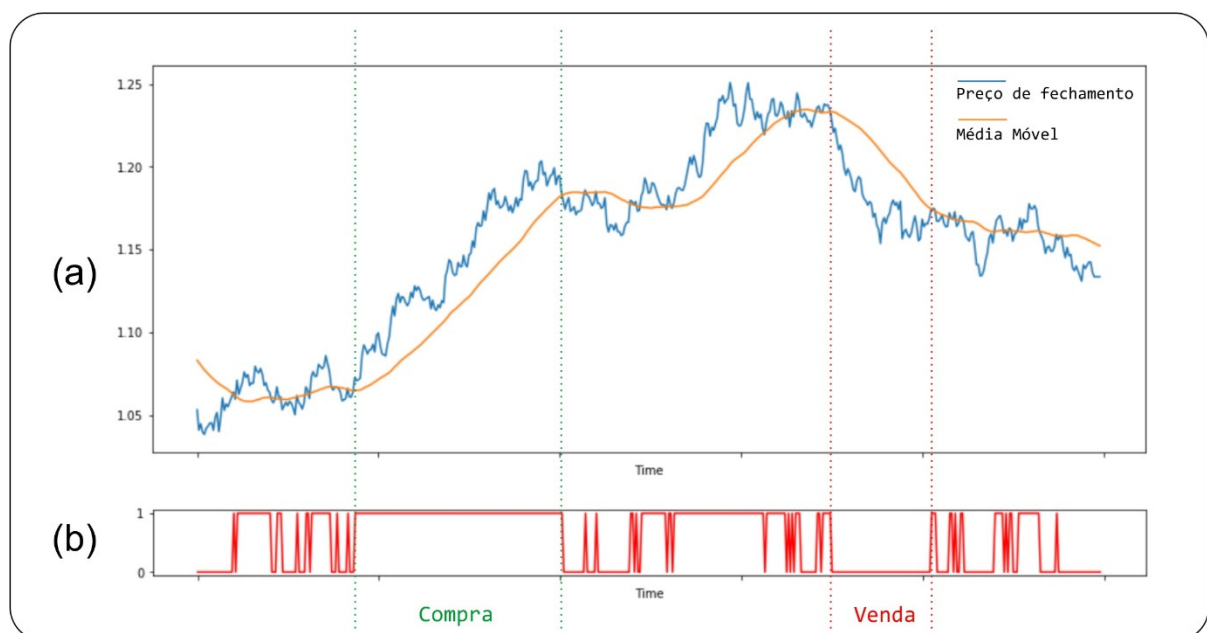
Com determinados parâmetros de inicialização definidos para o algoritmo, se dá início ao processo de sincronização de tempo, que quando ocorre, faz com que o mesmo comece a monitorar os valores do instrumento (par de moedas) em um período de tempo estabelecido. A cada iteração o algoritmo remove o registro mais antigo e calcula a média móvel para o conjunto de dados com a nova entrada, sempre verificando se há um sinal para ativar uma nova negociação. Caso exista esse sinal então, dependendo dele, é configurada uma negociação de compra ou venda, com um número de unidades definida nos parâmetros de inicialização do algoritmo.

Como forma de segurança, que segundo Ilic (2011), é um dos três principais componentes de uma estratégia de negociação, para cada uma das negociações que forem realizadas o algoritmo define um ponto de limitação de perda, 2% abaixo do preço de entrada em uma posição de compra, ou 2% acima do preço de entrada para uma posição de venda, conforme o RF03 do Quadro 4 na seção 3. Este ponto de limitação de perda serve como prevenção, caso haja alguma exceção que acarrete a pausa repentina do algoritmo ou até mesmo uma falha no servidor em que ele estiver em funcionamento, fato que pode deixar uma

negociação aberta, mas que por motivos de segurança, será automaticamente fechada caso os preços atinjam os limites definidos no ponto de limitação de perda.

Caso o algoritmo esteja executando uma negociação de compra, enquanto o sinal for de comprar ele permanece naquela negociação definida, até que um sinal contrário seja obtido pela análise. Então o mesmo muda a posição da negociação, passando a vender o instrumento. Isso faz com que possam acontecer negociações lucrativas tanto comprando quanto vendendo um determinado instrumento.

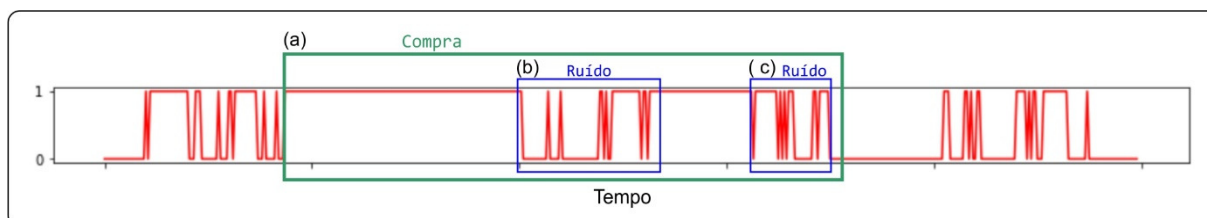
Pode-se observar na Figura 10 (a) o gráfico dos preços de fechamento diários para o instrumento EUR/USD e sua respectiva média móvel, na parte (b), são representados os sinais de compra ou venda, onde 1 é considerado um sinal de compra e 0 é considerado um sinal de venda. Como exposto no parágrafo anterior, em cada troca de sinal o algoritmo executa uma negociação; de compra caso a alteração seja de 0 para 1; logo, nas próximas iterações caso o sinal se mantenha em 1, a negociação continua aberta até que receba um sinal 0, onde a negociação de compra é fechada e se abre uma nova negociação de venda do instrumento.



**Figura 10** – Demonstração gráfica de preços diários do EUR/USD com a média móvel aplicada de  $N=50$ . Na parte inferior, em vermelho os sinais de compra(1) ou venda(0) em relação ao tempo.

**Fonte:** Elaborado pelo autor.

No entanto deve de considerar na Figura 11, que em determinados pontos do gráfico de sinais, são revelados períodos onde o algoritmo se mostra extremamente instável em relação ao sinal de compra ou venda, área definida em azul. Estes períodos de instabilidade podem gerar prejuízos, pois para cada transação gerada é cobrada uma taxa, e também porque não se mantem uma negociação tempo suficiente para que seja lucrativa.



**Figura 11** – Pontos ruidosos em relação a sinais de compra ou venda  
**Fonte:** Elaborado pelo autor.

Observando-se ainda na Figura 11, a área destacada em verde referente a parte (a), é perceptível que se as áreas de instabilidade, marcadas em azul (b) e (c) forem mitigadas, pode-se obter margens de lucros maiores. Então, vale-se a hipótese de que em conjunto com um algoritmo de aprendizado de máquina, que realize previsões para os preços futuros ou a direção do mercado, pode se tomar decisões mais precisas em relação ao sinal de compra ou venda, obtendo resultados mais precisos em relação ao uso da média móvel. De forma que caso o sinal de negociação seja de venda por exemplo, então o algoritmo consulta o resultado da previsão dos preços, para verificar se realmente deve vender ou se mantem a negociação de compra, já que uma previsão apurada pode mostrar que o sinal continuará de compra por um período maior, como pode-se observar no exemplo da Figura 11.

#### 4.1.1 Simulações e Testes

As simulações foram realizadas utilizando uma conta “*Pratice*” (o mesmo algoritmo pode ser utilizado em uma conta de negociação real na plataforma escolhida) da corretora OANDA, que tem justamente o objetivo de oferecer um ambiente com preços e taxas reais, para que iniciantes e desenvolvedores possam fazer simulações, as quais podem ser acompanhadas visualmente em um aplicativo mantido pela corretora, chamado fxTrade ou via navegador da internet. No presente estudo foi utilizada uma conta de prática para testar o serviço de negociação afim de se encontrar possíveis erros e falhas que vieram a acontecer e foram sendo corrigidos conforme identificados, até que se chegou em uma versão<sup>6</sup> estável. Nas simulações foram verificados e validados os requisitos (RF1, RF2, RF3 e RF4) do Quadro 2,

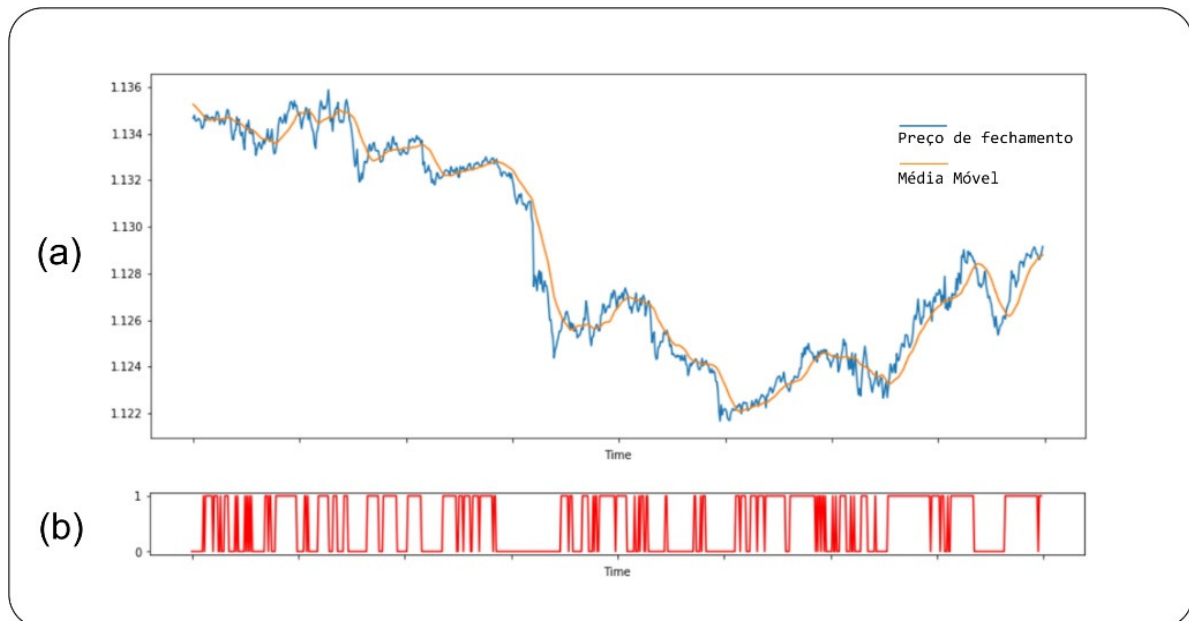
<sup>6</sup> Disponível em: <https://github.com/fernando133/ma-trader-oanda>

os quais competem ao serviço de negociações, apresentados na Seção 3. Foram feitas as devidas correções para que o algoritmo execute de forma estável e com tolerância a possíveis falhas de conexão e obtenção de dados, podendo se recuperar e voltar a executar normalmente em situações como estas.

#### 4.1.1.2 Negociações realizadas

Com uma versão estável do algoritmo, o mesmo foi colocado em operação por determinados períodos de tempo e configurações iniciais específicas.

Na Figura 12 pode-se observar que para períodos curtos tanto de tempo quanto de cálculo da média móvel, as negociações não são lucrativas, pois as mesmas ocorrem a todo momento, o algoritmo não se mantém tempo suficiente em uma negociação, já que o sinal de compra ou venda muda constantemente, como é apresentado na parte (b) do gráfico.

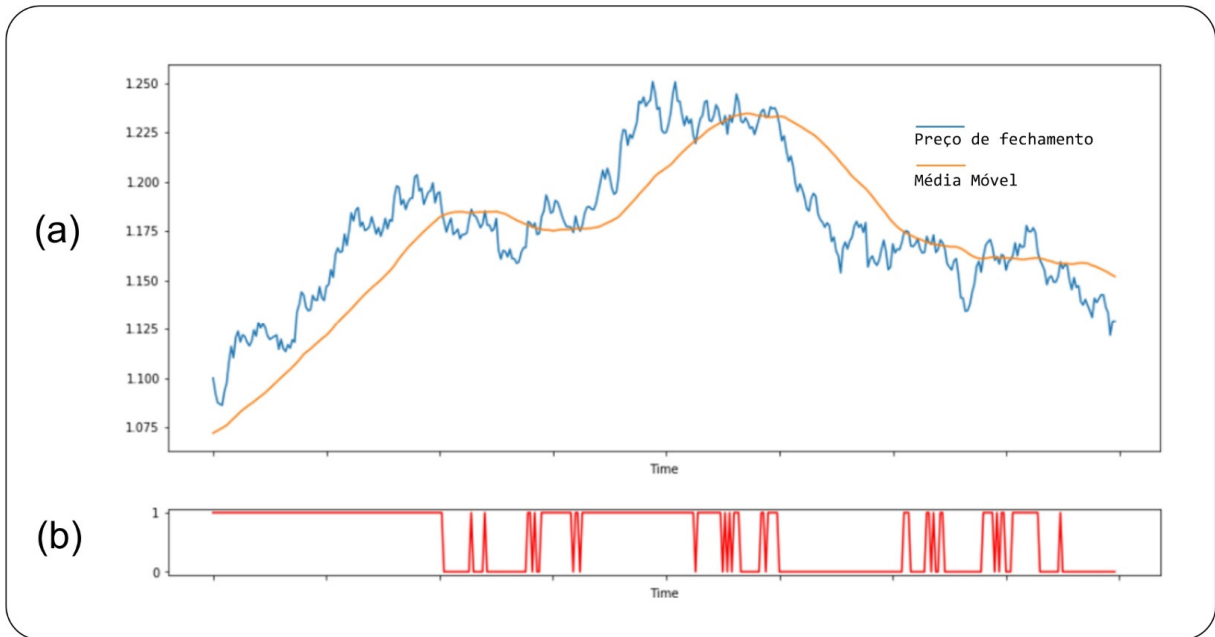


**Figura 12** – Representação de negociações realizadas em períodos de tempo de 5 minutos tendo, como referência para negociação uma média móvel de  $N=10$ .

**Fonte:** Elaborado pelo autor.

O resultado se mostra mais otimista na Figura 13, com períodos de tempos maiores. Verifica-se que podem surgir oportunidades de negociações realmente lucrativas.





**Figura 13** – Representação de negociações realizadas em períodos de tempo de 1 dia, tendo como referência para negociação uma média móvel de  $N=20$ .

**Fonte:** Elaborado pelo autor.

Como observado na comparação das Figuras 12 e 13, o algoritmo se torna indicado para negociações a longo prazo, há de se ressaltar que essa configuração de períodos mais longos não elimina a existência de ruídos o que pode acarretar prejuízos que podem vir a sobrepor os lucros obtidos nas negociações realmente lucrativas.

Outro ponto que pode ser levando em consideração, são os horários para se colocar o algoritmo em operação, onde as horas mais movimentadas do mercado como exposto na Seção 1.1.1, Segundo Poon et. al (2014), as sobreposições das seções representam as horas mais movimentadas, o que faz com que haja um grande volume de negociações e conseqüentemente gera uma maior liquidez, gerando muitas oportunidades aos investidores.

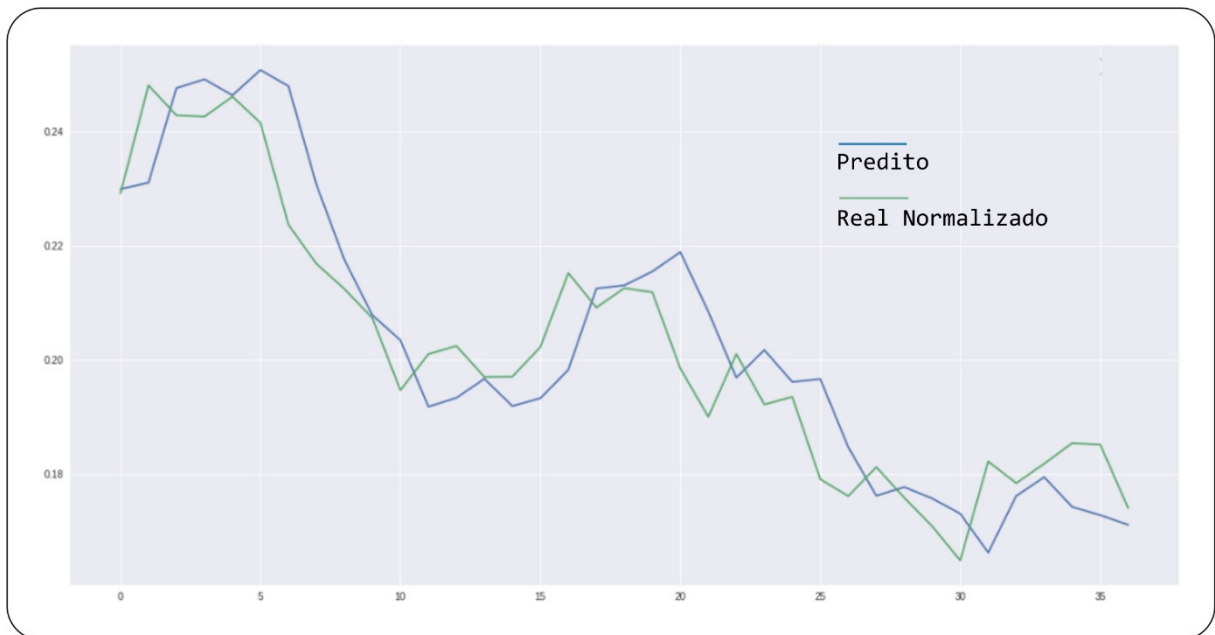
## 4.2 Serviço de Predição

Para o serviço de predição foram realizados estudos implementados com Keras, uma biblioteca de *Deep Learning* em linguagem de programação Python. Keras é uma API de redes neurais de alto nível, escrita em Python e capaz de rodar em cima do TensorFlow<sup>7</sup>. Foi desenvolvido com foco em permitir a experimentação rápida, sendo capaz de ir da ideia ao resultado com o menor tempo possível (KERAS, 2018).

<sup>7</sup> O TensorFlow é uma biblioteca de aprendizado de máquina de código aberto para pesquisa e produção. A TensorFlow oferece APIs para iniciantes e especialistas para desenvolvimento em desktops, dispositivos móveis, web e nuvem. Mais informações em: <https://www.tensorflow.org/>

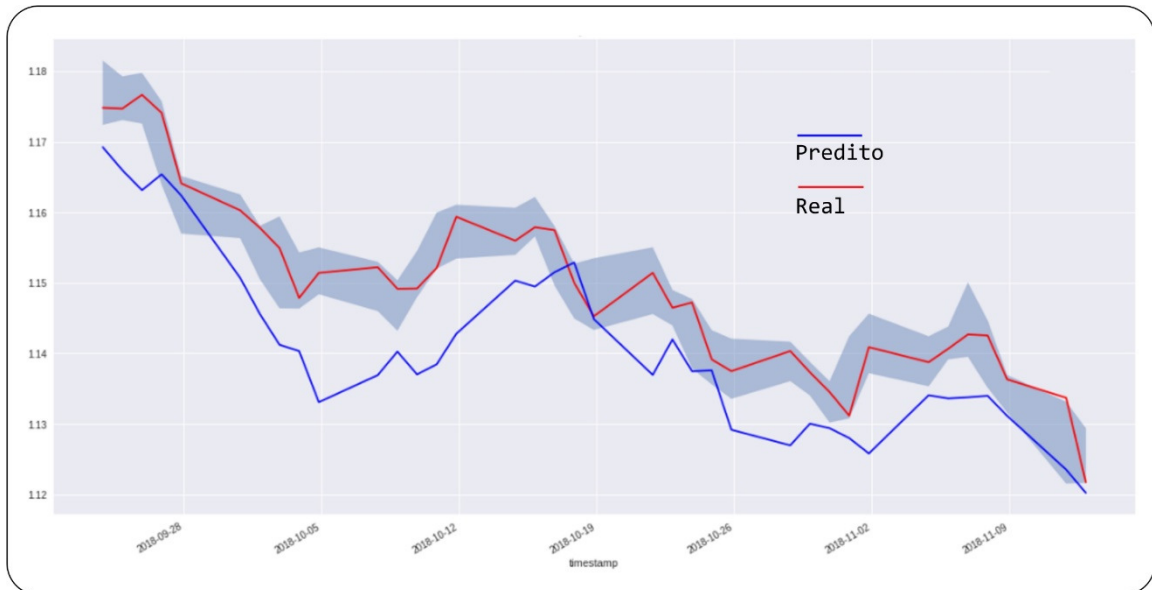
Foi utilizado o *Google Colab Research* (Serviço grátis na nuvem para desenvolvedores e pesquisadores da área de inteligência artificial) para implementação e treinamento de um modelo para predição dos preços do par de moedas EUR/USD. Este estudo foi feito tendo como referência o algoritmo proposto por (KIM, 2018), algoritmo que foi adaptado neste estudo para receber dados diários de 10 anos (3650 dias) diretamente da API da plataforma OANDA.

Após a adaptação feita para trabalhar com dados diários, o algoritmo<sup>8</sup> foi executado gerando os resultados apresentados nas Figuras 14 e 15. Onde pode-se observar que o modelo criado fez poucas predições coerentes em relação aos preços diários; ao mesmo tempo, quando se trata do movimento do mercado, este conseguiu realizar uma predição que demonstra certa acurácia.



**Figura 14** – Resultado da predição x preços reais normalizados para o par EUR/USD  
**Fonte:** Elaborado pelo autor com base no algoritmo de Kim (2018).

<sup>8</sup> Disponível em: <https://github.com/fernando133/oanda-eur-usd-prediction>



**Figura 15** – Resultado da predição x preços reais para intervalos diários do instrumento EUR/USD

**Fonte:** Elaborado pelo autor com base no algoritmo de Kim (2018).

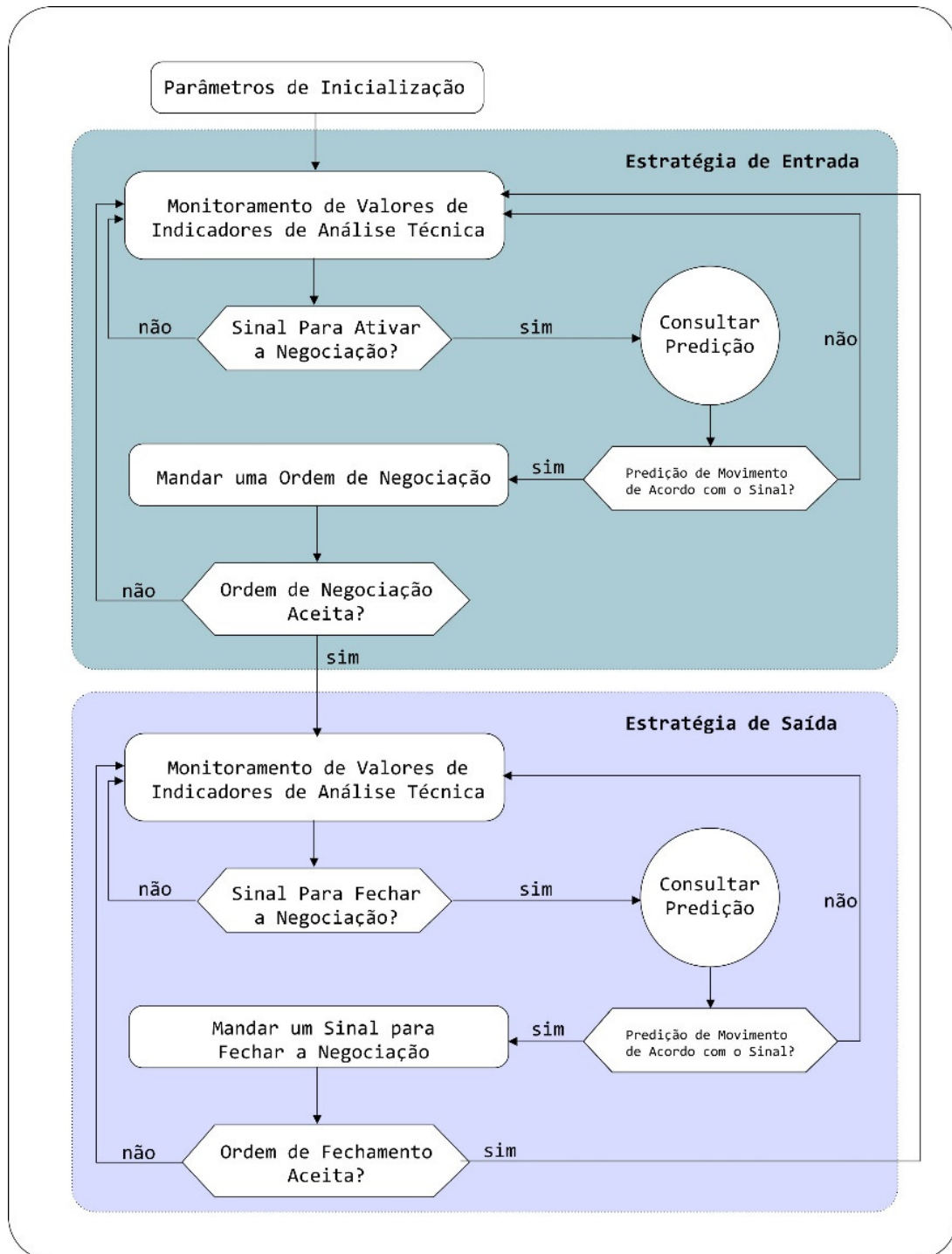
Levando em consideração o mercado de câmbio estrangeiro que é o ambiente de tarefa do presente estudo e é um ambiente estocástico e desconhecido, como apresentado na Seção 2.3.1, pode-se dizer que as chances de se prever o preço exato no próximo instante se tornam quase 0, porém como visto nas Figuras 14 e 15, pode ser muito útil quanto a identificar a direção do mercado para um determinado período estabelecido.

Na próxima seção é apresentada uma proposta para um serviço de negociação utilizar da vantagem de identificar a direção de mercado deste modelo para auxiliar na tomada decisões, a fim de se eliminar os ruídos apresentados na Figura 11 da Seção 5.1.

### 4.3 Proposta de Algoritmo para Unir os Serviços de Negociação e Predição

Levando-se em consideração os resultados apresentados anteriormente, é apresentado na Figura 16 a proposta de uma junção entre os serviços de negociação e predição, a fim de se obter negociações mais lucrativas, visto que o serviço de predição trabalha bem em prever não o preço exato de um determinado instrumento, mas faz uma boa predição quanto a direção dos preços no tempo. Com isto o serviço de negociação pode, sempre que receber um sinal para ativar uma nova negociação, consultar o serviço de predição, com o intuito de ter certeza de que os preços realmente vão em direção aquela decisão; como por exemplo em um sinal de compra, consultar se realmente os preços vão subir até determinado ponto durante um período pré-estabelecido, ou no caso de um sinal de venda, verificar se os preços realmente vão

cair; e caso contrário se manter na negociação anterior, tornando as negociações cada vez mais lucrativas extinguindo os ruídos que fazem apenas negociar, mas não trazem lucro nenhum e acabam causando prejuízos, devido as taxas pagas.



**Figura 16** – Proposta de algoritmo para que os serviços de negociação e predição trabalhem em conjunto.  
**Fonte:** Elaborado pelo autor, com base em Ilic(2011) e nos resultados apresentados.

Implementando esta proposta pode-se dar origem a um agente inteligente baseado na utilidade, apresentado na Figura 6 da seção 4.1.2, que segundo Stuart e Norving (2011) tecnicamente falando, este tipo de agente escolhe a ação que maximiza a utilidade esperada. Que no caso deste estudo é identificar uma negociação lucrativa, executá-la e se manter nela, mitigando ruídos o maior tempo possível, a fim de se maximizar o lucro da mesma, identificando o momento realmente certo para se executar uma ação.

## 5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Com base na pesquisa realizada fica claro com base nos resultados apresentados, que a negociação algorítmica é uma realidade e pode vir a trazer lucros reais, utilizando das redes neurais artificiais, especificamente as da classe recorrente para realizar previsões dos preços e movimento do mercado, como base para se validar as decisões do serviço de negociação, assim pode-se obter indicadores mais precisos para entrar ou sair de negociações de forma inteligente, visualizando um possível futuro dos preços, tornando essas ações cada vez mais lucrativas.

Pode-se concluir que o algoritmo de negociação obtido neste estudo, atende os requisitos para negociar no mercado de câmbio por meio de uma API e vir a gerar negociações lucrativas, desde que seja configurado para trabalhar com negociações a médio e longo prazo, porém devem ser levados em consideração os riscos reais, relacionados aos ruídos expostos na seção 5.1, que podem levar a prejuízos dependendo das flutuações dos preços.

A arquitetura proposta irá otimizar o desempenho do agente visto que cada serviço deve estar em uma máquina diferente se comunicando entre eles por meio de mensagens, o que torna o agente tolerante a falhas e aumenta sua manutenibilidade, quando houver necessidade de novas implementações ou manutenções futuras. Para a arquitetura proposta foi implementado o serviço de negociação utilizando da análise técnica da média móvel para tomada de decisões como exposto na Seção 5.1; e um protótipo que deve dar origem ao serviço de previsão.

Em relação as previsões realizadas, pode-se afirmar que é indicada a utilização de algoritmos de aprendizado de máquina para apoiarem as decisões do algoritmo de negociação, como forma de eliminar os ruídos o máximo possível, fazendo que as negociações se tornem mais precisas e lucrativas, diminuindo as chances de prejuízos.

Em um trabalho futuro, será necessário aprofundar o estudo teórico sobre médias móveis para entender melhor os diferentes tipos existentes e as aplicações das mesmas em análises técnicas, já que neste estudo foi apresentado e implementado somente a média móvel simples. Também pode-se propor para o mesmo, um estudo aprofundado e implementação de uma rede neural recorrente para previsão de séries temporais de dados referente a pares de moedas negociados no mercado de câmbio internacional e a implementação do algoritmo proposto na Seção 5.3, para que se tenha o agente completo; podendo assim serem realizados testes e simulações com o intuito de se obter resultados estatísticos sobre as negociações realizadas pelo agente que irão servir como base para validar a acurácia do mesmo.

A respeito da falta de alguns artefatos de análise de software (casos de uso, documentos de dicionário de termos e etc.) estes foram criados sobre a necessidade do desenvolvimento do sistema visto que a abordagem do presente estudo não foca na excelência quanto ao processo de desenvolvimento, uma vez que o mesmo está sendo desenvolvido por uma única pessoa, porém os cuidados para documentar o essencial foram tomados e o processo básico de análise, projeto, desenvolvimento e testes foi seguido de maneira incremental, assim como pode ser observado no detalhamento de requisitos e arquitetura apresentados respectivamente nas seções 3 e 4.

## Referências

- ANDREW W. Lo; HARRY Mamaysky; JIANG Wang. **Foundations of Technical Analysis: Computational Algorithms, Statistical Inference, and Empirical Implementation**. The Journal of finance vol. LV, NO. 4. 2000.
- AREL, Itamar; ROSE, Derek; KARNOWSKI, Thomas. Deep Machine Learning – A new frontier in artificial intelligence research. 2010.
- BCB. Disponível em: [http://www.bcb.gov.br/pre/bc\\_atende/port/mercCam.asp](http://www.bcb.gov.br/pre/bc_atende/port/mercCam.asp). Acesso em: 04/09/2017 23:04.
- COMMODITY FUTURES TRADING COMMISSION. Disponível em: <http://www.cftc.gov/index.htm>. Acesso em: 19/08/2017.
- COPPIN, Ben. Inteligência Artificial. Tradução Jorge Duarte Pires Valério. Rio de Janeiro. LTC. 2017.
- COULORIS, George; DOLLIMORE, Jean; KINDBERG, Tim; BLAIR, Gordon. **Sistemas Distribuídos: Conceitos e Projeto**. 5ª Edição. Bookman. 2013.
- DRAGONI, Nicola; DUSTDAR Schahram; LARSEN Stephan T.; MAZZARA Manuel. **Microservices: Migration of a Mission Critical System**. Technical University of Denmark and Örebro University, Sweden.
- ETORO. Disponível em: <http://www.etoro.com>. Acesso em: 18/11/2017.
- ILIC, Velibor; BRTKA, Vladimir. Evaluation of algorithmic strategies for trading on foreign exchange market. **Information and Communication Technologies for Small and Medium Enterprises**. 2011.
- KERAS. Disponível em: <https://keras.io>. Acesso em: 10/11/2018.
- KIM, Dave. Disponível em: <https://www.kaggle.com/kimy07/eurusd-15-minute-interval-price-prediction/notebook>. Acesso em 01/11/2018.
- KING, Michael R; RIME Dagfinn. **The \$4 trillion question: what explains FX growth since the 2007 survey?** BIS Quarterly Review. 2010.
- KONDRATENKO, V. V.; KUPERIN, Yu. A; **Using Recurrent Neural Networks to Forecasting of Forex**. 2013.
- LECUN, Yann; BENGIO, Yoshua; HINTON, Geoffrey. Deep Learning. **Nature International Journal of Science**. 2015
- LENNON, Joe. <https://www.ibm.com/developerworks/br/library/os-mongodb4/>. Acesso em: 10/11/2017.
- MINSHKIN, Frederic S. **Moeda, bancos e mercados financeiros**. Quinta edição. Rio de Janeiro, LTC. 2010.
- NAMIOT, Dmitry; SNEPS-SENEPPE, Manfred. On Micro-services Architecture. **International Journal of Open Information Technologies**. Vol 2, no. 9, 2014.
- NANNONI, Nicolas. **Message-oriented Middleware for Scalable Data Analytics Architectures**. 2015.
- OANDA. Disponível em: <https://www.oanda.com/lang/pt/>. Acesso em: 04/09/2017 21:00.
- POON, Michael; ALIBOZEK, Austin; GUARINO Michael. **Forex Trading System Development**. Worcester Polytechnic Institute. 2014.
- PRING, Martin J. **Technical Analysis Explained – The Successful Investor’s Guide to Spotting Investment Trends and Turning Points**. McGraw Hill Education, Fifth Edition. 2014.
- ROSSI, Pedro. O Mercado Internacional de Moedas, o Carry Trade e as Taxas de Câmbio. **Observatório da economia global**. 2010.



SEGARAN, Toby. **Programming Collective Intelligence**. O'Reilly. 2007.

SOUZA, M. T.; SILVA, M. D. DA; CARVALHO, R de. Integrative review: what is it? How to do it? Einstein. v. 8, n. 1, p.102-6, 2010. Disponível em: <[http://www.psiquiatriabh.com.br/artigos/revisao\\_integrativa.pdf](http://www.psiquiatriabh.com.br/artigos/revisao_integrativa.pdf)>. Acesso em: 10 de agosto 2017.

STUART Russell; NORVING Peter. **Inteligência artificial**. Tradução Regina Célia Simile. Rio de Janeiro, Elsevier. 2013.

SWATHI, S.; KUMAR, P.; SARMA P. Approach of Jordan Elman Neural Network to Diagnose Breast Cancer on Three Different Data Sets. **International Journal of Advanced Research in Computer and Communication Engineering Vol. 4, Issue 11**. 2015.

TURNER, Harry. Forex trading strategies. **IFC markets**. 2006.

VANDERPLAS, Jake. **Python Data Science Handbook**. O'Reilly. 2016

VIDOTTI, Victor H. **O Euro e o Mercado de Divisas Foreign Exchange (FOREX)**. 2001.

WEIMING, James Ma. **Mastering Python for Finance**. Packt Publishing. 2015.

WEITHERS, Tim. **Foreign Exchange A Practical Guide to the FX Markets**. UBS. 2006.