

Ferramenta de Inteligência Artificial para Seleção de Carteiras de Ações no Setor Elétrico

L.F. Vargas, G.L. Soares e P.P. Costa Jr.

Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica PPGEE
PUC-MG

Belo Horizonte, Brasil

fvargas_15@hotmail.com, gsoares@pucminas.br, pyramo@pucminas.br

Resumo— Este artigo apresenta a ferramenta SELCASIF desenvolvida para suporte à tomada de decisão na composição de carteiras de ações. O SELCASIF emprega técnicas de inteligência artificial, particularmente os sistemas difusos, para tratar o conhecimento de especialistas com relação a análise de indicadores econômicos, de valores históricos de cotações e do perfil do investidor. O SELCASIF integra as entradas do sistema e estabelece cenários macroeconômicos que permitam a seleção de ações, considerando questões de retorno do investimento e de risco. No experimento, o SELCASIF foi aplicado na seleção de ações do Setor Elétrico brasileiro. Os resultados apontam também o SELCASIF como um sistema capaz de orientar a investidores iniciantes no mercado de ações e de monitorar a evolução dos ativos.

Palavras-chave— inteligência artificial, inteligência computacional, sistemas difusos, tomada de decisão, carteira de ações, indicadores econômicos.

I. INTRODUÇÃO

O investimento em ações na bolsa de valores está imerso a diferentes fontes de incerteza, e consequentemente, de risco. Por exemplo, em relação as ações de companhias privadas, os riscos podem estar associados ao setor econômico que a empresa se encontra, ao seu tempo de vida, ao seu porte, assim como a variáveis do cenário financeiro como as taxas de juros e o índice de desemprego. Harry Markowitz, com a teoria da carteira eficiente, demonstrou que a diversificação de ações acarreta em redução do risco com o aumento do retorno [15]. Alternativamente, um investidor poderia fazer uso de uma metodologia de tomada de decisão suportada por ferramentas computacionais inteligentes capazes de analisarem o perfil do investidor e interpretar as tendências econômicas em áreas específicas.

A tomada de decisão em investimentos suportada por técnicas computacionais é assunto tratado em diferentes estudos [2], [3], [4]. Estas técnicas embarcam as preferências de transações de compra e venda dos especialistas juntamente com procedimentos de classificação destes dados e de combinações variáveis envolvidas no ambiente financeiro. As técnicas de IA [5] tais como Sistemas de Inferência Fuzzy (SIF), Redes Neurais Artificiais (RNA) e Algoritmos Genéticos (AGs), tem-se mostrado eficientes em sistemas de controle, classificação de informação e otimização de

processos, em diferentes áreas do conhecimento. De modo particular, os SIFs têm sido eficientemente aplicados a problemas com níveis de incerteza que interferem fortemente no comportamento final do sistema [5] [6]. Desta forma, considerou-se fundamental associar SIFs a tomada de decisão em problema do mercado financeiro.

Neste artigo é apresentada uma proposta de uma ferramenta para Seleção de Carteira de Ações baseada em Sistema de Inferência Fuzzy (SELCASIF), associada ao conhecimento e na análise de dados históricos da cotação de ações, de indicadores econômicos, apoiada na experiência de especialistas e o emprego de técnica de Inteligência Artificial (IA) [1]. Com o SELCASIF, há possibilidade de identificar um cenário mais seguro e confortável para que este tipo de investimento seja uma alternativa viável.

Os aspectos de investimentos aqui abordados são voltados para atividades no setor da energia elétrica no Brasil, apoiada em informações disponibilizadas na Bolsa de Valores de São Paulo (BOVESPA).

O artigo está organizado como segue. A Seção 2 aborda o problema de forma geral. A Seção 3 revisa os SIFs e os investimentos em ações e na Seção 4, são apresentados os trabalhos correlatos. Na Seção 5, a ferramenta SELCASIF é apresentada. A Seção 6 trata dos experimentos, resultados e validação da solução encontrada. Finalmente, na Seção 7 são apresentadas as conclusões, análise e considerações finais.

II. DESCRIÇÃO DO PROBLEMA

Investidores normalmente associam, dentre outras características, o país de origem e o setor financeiro no qual uma empresa está inserida com informações relevantes à classificação de menor ou maior risco. Investidores inexperientes em aplicações financeiras, porém, interessados em melhorar a rentabilidade de suas aplicações em alternativas mais rentáveis, geralmente desejam fazê-lo com menor risco. Uma das alternativas é o investimento em mercado financeiro dando foco a um ou mais setores da economia para compor o portfólio de ações e suas respectivas quantidades. Neste contexto, o problema aqui apresentado aborda as situações de tomada de decisão na seleção de carteiras de ações do Setor Elétrico no Brasil.

Neste caso, uma ferramenta de suporte à tomada de decisão aplicada em investimento no portfólio de ações, deve considerar na escolha da carteira de ações o aspecto de proteção do investimento contra riscos não sistêmicos no médio e no longo prazo. Além disso, é desejável que a abordagem qualifique e encontre uma relação satisfatória ao investidor quanto aos objetivos conflitantes: (a) maximização do *retorno* de investimento, e (b) minimização do *risco* no tempo. Finalmente, é necessário validar se a escolha feita continua sendo satisfatória ou necessita de ajustes/modificações.

O cenário macroeconômico e o perfil do investidor quanto ao risco também são questões importantes para definir os componentes de uma carteira de ações. O investidor que quiser estruturar sua tomada de decisão poderia optar pela contratação de um consultor financeiro especialista em ações e/ou utilizar ferramentas computacionais na Seleção, Otimização e Monitoramento de uma Carteira de Ações (SOMCA) dedicada a este objetivo, conforme diagrama da Fig. 1. A SOMCA é constituída por 4 grupos de entradas. O primeiro é o universo de ações do setor elétrico no Brasil com as cotações diárias dos períodos especificados no bloco Intervalo de Análise e Monitoramento (IAM). O segundo grupo é o Cenário Macroeconômico do País (CMP) com os valores anuais em porcentagem dos indicadores macroeconômicos: Produto Interno Bruto (PIB), o Índice de Preços ao Consumidor Amplo (IPCA) e a taxa do Sistema Especial de Liquidação e de Custódia (SELIC). O terceiro grupo é a Análise de Perfil de Investidor (API) com dados de idade, renda, dívidas e outras informações para determinar o perfil do investidor que pode ser *conservador*, *moderado* e *arrojado* e o quarto grupo IAM estabelece o período intervalar de análise e o intervalo de monitoramento em meses. A SOMCA é composta pelos blocos: *seleção*, de grupo de ações; *otimização*, que tem por objetivo maximizar rentabilidade e minimizar risco considerando as ações selecionadas; e *monitoramento*, onde os resultados são comparados para determinar o comportamento da carteira no tempo e recomendar compra ou venda. Este artigo trata do desenvolvimento do bloco de seleção SELCASIF.

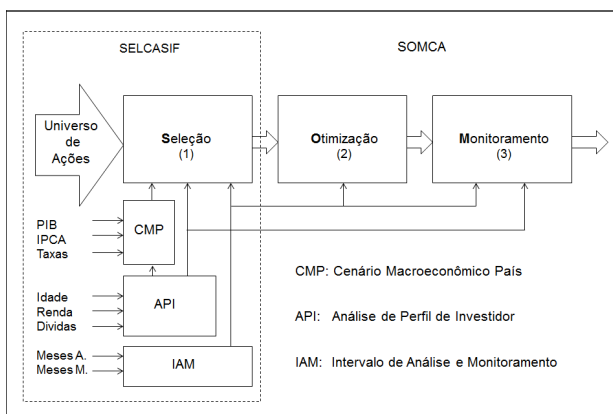


Figura 1. Diagrama de blocos SOMCA.

III. REVISÃO

Nesta seção serão apresentados os sistemas difusos, indicadores econômicos, investimento em ações.

A. Sistemas difusos

Os conceitos da lógica e dos conjuntos difusos foram desenvolvidos para tratar problemas reais imersos em incertezas de diversas naturezas [5] [6]. Dentre as áreas de aplicação, SIFs têm sido empregados em problemas de controle inteligente, de reconhecimento de padrões e de apoio à tomada de decisão [7]. A Fig. 2 apresenta a estrutura geral de um SIF. As *Entradas* são valores de medições ou conjuntos de dados. A *Fuzzificação* é o mapeamento dos dados de entrada *crisp* em dados *Fuzzy*.

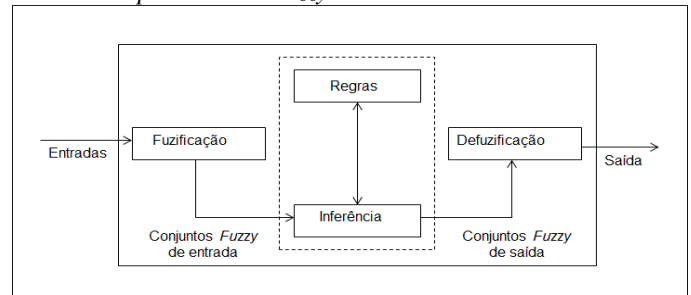


Figura 2. Sistema de Inferência Fuzzy.

Após a *fuzzificação*, os dados de entrada são levados ao bloco de *Inferência*, com funcionamento baseado no mecanismo de inferência Modus Ponens Generalizado (MPG), antecedente e consequente (se x é A, e y é B, então z é C). Essas regras são geralmente fornecidas por especialistas ou extraídas de dados numéricos. Como alternativa, existem técnicas baseadas em Sistemas Inteligentes Evolutivos (SIE) na extração de regras a partir de dados numéricos [8]. No Bloco de *Inferência* obtém-se na saída variável fuzzy, que é posteriormente defuzificada no bloco *Defuzzificação*, que por meio técnicas apropriadas, como descrito em [9], converte a saída do SIF em valores numéricos reais, no espaço de saída.

B. Indicadores econômicos

Nos investimentos em ações a médio e longo prazo é necessário analisar os fatores relacionados à macroeconomia que podem afetar em maior grau o mercado de dada empresa. Estes fatores são obtidos através de indicadores econômicos, fornecidos por entidades públicas e privadas. Os principais indicadores da economia são descritos a seguir [1].

O IPCA tem a finalidade de apontar o valor da *inflação*, que significa o grau de equilíbrio entre a oferta e a demanda em diferentes setores da economia. A Taxa de Juros (TJ) ou taxa SELIC é definida pelo Comitê de Política Monetária (COPOM) e empregada pelo governo para aquecer ou frear a economia. A Taxa de Câmbio (TC) relaciona a moeda nacional e a estrangeira. No Brasil o preço da moeda estrangeira é determinado pela relação entre a oferta e a procura. As variações da TC afetam mais às empresas exportadoras e importadoras. O Risco País (RP) indica o grau de risco de uma economia, afetando valores de juros a empréstimos ao Brasil.

O Produto Interno Bruto (PIB) indica a soma de todos os bens e serviços produzidos no país durante o período de um ano.

A análise histórica e conjunta de indicadores econômicos permite que especialistas façam previsões de cenários macroeconômicos, como *crescimento*, *estável* e *recessivo* [11].

C. Investimentos em ações

A *ação* é a menor parcela do capital social das empresas ou sociedades por ações [12]. O investidor que adquire ações torna-se parcialmente proprietário da empresa e participa de seus resultados, recebendo juros e dividendos nas distribuições de lucros da empresa. O investidor pode converter as ações em dinheiro a qualquer momento, por meio de negociação nas bolsas de valores, como a BOVESPA no caso do Brasil.

As empresas estão associadas a algum *Setor da Economia*, os quais são afetados pela política monetária, crescimento/decrescimento da economia, preços de *commodities* e inflação, entre outros. Há também fatores específicos de cada setor. O Setor de Energia Elétrica é composto de empresas que atuam na geração, transmissão ou distribuição de energia. O desempenho acionário destas empresas é influenciado pela atividade na cadeia produtiva, ou seja, reage as perspectivas de crescimento econômico. As principais empresas deste setor estão em um alto grau de maturidade e, portanto, sendo considerado um setor defensivo com risco baixo e menor retorno em comparação com os outros setores [1].

O *investidor* toma a decisão de investimento e aplica os seus recursos em função de diferentes graus de conhecimento financeiro e de tolerância ao risco, variáveis medidas através da Análise de Perfil de Investidor (API) que é um questionário feito pelas entidades financeiras e classificam os investidores em *conservador*, *moderado* e *arrojado* [13].

Finalmente, para ter resultado nos investimentos em ações é necessária a *diversificação* e o *balanceamento da carteira* com o objetivo de minimizar o risco [14].

A diversificação de ações foi desenvolvida por Harry Markowitz em 1952 com a teoria da carteira eficiente, onde demonstrou que é possível maximizar o retorno ao mesmo tempo em que diminui o risco [15]. Isto é possível porque os ativos oscilam individualmente e, o desvio padrão da carteira é menor do que o desvio padrão de cada ação.

IV. TRABALHOS CORRELATOS

Bellman e Zadeh [10] definiram metas e restrições via conjuntos *Fuzzy*. A tomada de decisão ocorria pela escolha de alternativas disponíveis *Aalt*, as metas *Fuzzy G* deveriam ser alcançadas, respeitando-se as restrições *Fuzzy C*. Então, o conjunto *Fuzzy* de decisão é $D = G \cap C$ ou como função de pertinência $\mu D = \min(\mu G(x), \mu C(x))$, $x \in Aalt$. Um exemplo de aplicação pode ser a distribuição de dividendos de empresas, onde o dividendo deve ser atrativo *G*, mas modesto *C*.

Em [16], Bojadziev e Bojadziev apresentaram estudos de caso com metodologia Multi-Expert nas situações onde os especialistas têm opiniões convergentes e divergentes. No sistema *Multi-Expert*, a tomada de decisão é a combinação por agregação média ponderada dos valores linguísticos descritos

como conjuntos *Fuzzy* de cada um dos especialistas. Os estudos de caso trataram de modelo de investimento individual cuja saída é uma política agressiva ou conservadora em função se as taxas de juros sobem ou baixam.

Em [17], Chen apresenta um sistema para identificar e classificar as faixas de oportunidades positivas, neutras, negativas e seus riscos associados. É baseado no modelo financeiro de ponto de virada para séries históricas [18] e é usado em investimentos de médio prazo. Em [19], Aguiar e Belardi apresentaram a previsão da tendência de retorno de um portfólio de ações formado aleatoriamente, usando o algoritmo *Fuzzy c-Médio* (FCM) e transformação *Fuzzy* onde as regras são o resultado de aplicar o algoritmo FCM.

O SELCASIF propõe uma solução prática e flexível que integra os principais indicadores macroeconômicos do país, a análise de perfil de investidor e os conhecimentos dos especialistas para escolher um portfólio de ações adequado. O SELCASIF difere do [10], porque só considera metas e não restrições. Quanto a [16], o SELCASIF é *Mono-Expert*. Com referência a [17] o SELCASIF é focado na classificação de faixas positivas. Quanto a [19], o SELCASIF propõe a composição de um portfólio baseado no estado da economia e no perfil de investidor e não faz previsão da tendência.

V. SELCASIF

Nesta seção são apresentados o diagrama de blocos, os processos, os dados e as saída SELCA para diferentes CMPs. A Figura 3 apresenta o Diagrama de blocos do SELCASIF.

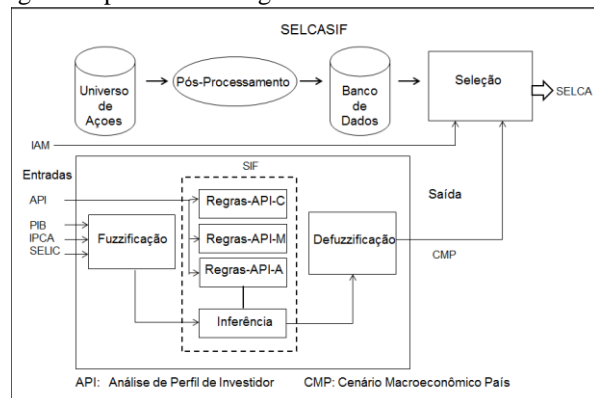


Figura 3. Diagrama de blocos SELCASIF.

A seguir são descritos o diagrama de blocos, os processos, a estrutura dos dados e os resultados do SIF (CMP).

A. Diagrama de blocos, processos e dados

O bloco *Universo de Ações* (UA) armazena as cotações das ações de empresas do Setor Elétrico no Brasil. Os dados da UA foram obtidos da BOVESPA (www.comdinheiro.com.br - versão para estudantes). Dentre as empresas disponíveis foram escolhidas 20 pelo motivo de disponibilidade de dados completos junto com as séries históricas em período de 4 anos. No bloco *Pós-Processamento* (PP) os dados recebidos da UA são cotações diárias que foram convertidas em Retorno sobre

Investimento (ROI) anual percentual. O bloco *Banco de Dados (BD)* armazena o ROI como mostrado na Tabela 1.

TABELA 1. ROI PARA 20 EMPRESAS EM PERÍODO DE 2 ANOS.

Código Ação	No. Ação	Retorno %	Código Ação	No. Ação	Retorno %
AELP3	1	17,9	COCE5	11	16,0
GETI3	2	25,9	CPLE3	12	-4,2
GETI4	3	26,6	CPFE3	13	24,8
CBEE3	4	20,7	ELET3	14	-18,2
ENMA3B	5	-2,3	ENBR3	15	17,4
CGAS3	6	40,9	EQTL3	16	-8,5
CEMIG3	7	23,1	LIGT3	17	19,0
CEMIG4	8	17,6	RDTR3	18	7,9
CESP3	9	22,5	TBLE3	19	16,7
COCE3	10	11,3	OGXP3	20	-13,2

O bloco *Fuzificação* é o processo de calcular valores de pertinência das variáveis de entrada no universo de discurso dos conjuntos difusos. Neste trabalho foi escolhida a função de pertinência gaussiana por apresentar uma distribuição normal usada frequentemente em temas financeiros. A definição dos limites do universo de discurso, os limites dos conjuntos difusos e as funções de pertinência, permitem embarcar o conhecimento e a experiência dos especialistas na ferramenta. Neste estudo, as 3 variáveis mais relevantes para a determinação do indicador Cenário Macroeconômico do País (CMP) foram o PIB, o IPCA e a SELIC. As séries históricas desses indicadores foram obtidas a partir do Banco Central (BC), Instituto Brasileiro de Geografia (IBGE) e Fundação Getúlio Vargas (FGV) no período de 2000 a 2013.

Uma vez definidas as variáveis, o próximo passo foi estabelecer o universo de discurso de cada uma das variáveis através da coleta de dados no mesmo período de tempo das cotações das ações. O período do universo de discurso situa-se entre os anos de 2010 e 2013, como mostrado na Fig. 4, para PIB, IPCA e SELIC.

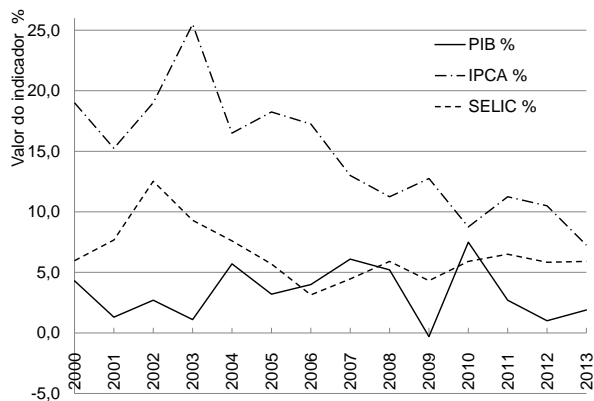


Figura 4. Indicadores PIB, IPCA e SELIC (2000-2013).

O universo de discurso de 2010 a 2013 do PIB, IPCA e SELIC foi definido como as porcentagens mínima e máxima de 1.9-7.5%, 7.3-11.3% e 5.9-6.5% respectivamente. Estes valores foram ajustados a valores inteiros superiores no limite máximo e a 0.0% no limite mínimo, para permitir maior flexibilidade nas simulações além dos valores históricos. Os dados ajustados para os indicadores são 0.0-8.0% para o PIB,

0.0-12.0% para o IPCA e 0.0-7.0% para a SELIC. Para os novos universos de discurso foram criados 3 conjuntos difusos em faixas baixa, média e alta para cada indicador macroeconômico, como se apresenta na Tabela 2.

TABELA 2. UNIVERSO DE DISCURSO PARA O PIB, IPCA E SELIC.

Variável	Classificação	Limite Mínimo %	Limite Máximo %
PIB	Universo	0,0	8,0
	Baixo	0,0	4,0
	Médio	0,0	8,0
	Alto	4,0	8,0
IPCA	Universo	0,0	12,0
	Baixo	0,0	6,0
	Médio	0,0	12,0
	Alto	6,0	12,0
SELIC	Universo	0,0	7,0
	Baixa	0,0	3,5
	Média	0,0	7,0
	Alta	3,5	7,0

O processo de fuzificação do PIB, IPCA e SELIC termina com o emprego da função de pertinência gaussiana, cujos detalhes são apresentados na Fig. 5 para o PIB. No caso do IPCA e da SELIC os detalhes são similares aos do PIB.

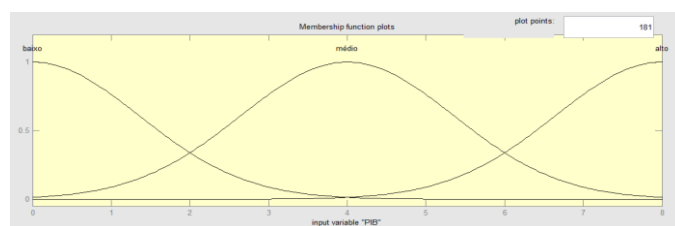


Figura 5. Funções de pertinência do PIB.

No bloco *Regras/inferência*, as definições são feitas por especialistas da área financeira. Neste caso, a saída CMP controla a escolha para três perfis definidos de investidor *conservador*, *moderado* e *arrojado*. A escolha dos conjuntos de regras é a entrada do bloco API e foi baseada em questionários praticados por diferentes entidades financeiras para medir a tolerância ao risco de um investidor. A saída do API (*conservador*, *moderado* e *arrojado*) é usada para limitar o risco em investimentos. Para considerar todos os casos, foram definidas 27 regras para cada perfil de investidor. Na Tabela 3 apresenta-se exemplos de 3 das 27 regras.

TABELA 3. EXEMPLO DE REGRAS PARA DIFERENTES API.

API	Se PIB é	& IPCA é	& SELIC é	Então CMP é
Conservador	Baixo	Baixo	Baixa	Estável
Moderado	Baixo	Baixo	Baixa	Crescimento
Arrojado	Baixo	Baixo	Baixa	Crescimento

No bloco *Regras/inferência*, a *Inferência* é a combinação de regras que são ativadas pelas diferentes entradas ou variáveis ao sistema de inferência difuso no tempo e cuja saída é um conjunto difuso em função das entradas e das regras. As regras são avaliadas com base nos valores dos antecedentes por diferentes métodos tais como o valor mínimo das entradas ("E" lógico), onde o valor mais fraco das entradas é escolhido.

Outro método pode ser o produto das entradas. Neste trabalho, foi escolhido o método (“E” lógico).

O bloco *Defuzificação*, é o processo de conversão do conjunto difuso à saída do bloco de *inferência* para saída real do sistema representada pela variável CMP. O método de *Defuzificação* utilizado neste trabalho foi o *centróide* e a função de pertinência gaussiana.

O universo de discurso do CMP foi limitado a 0-24% e 3 conjuntos difusos foram definidos como CMP-Recessivo, CMP-Estável e CMP-Crescimento como se apresenta na Tabela 4. A saída CMP é um valor crisp entre 0 - 24%.

TABELA 4. UNIVERSO DE DISCURSO PARA CMP.

Variável	Classificação	Limite Mínimo %	Limite Máximo %
CMP	Universo	0,0	24,0
	Recessivo	0,0	5,0
	Estável	0,0	24,0
	Crescimento	12,0	24,0

O processo de *Defuzificação* para obter o CMP termina com o emprego da função de pertinência, como na Figura 6.

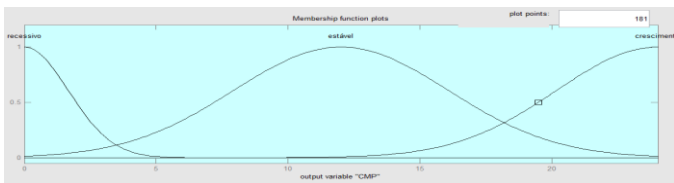


Figura 6. Funções de pertinência do CMP.

O bloco *Seleção* é um filtro que deixa passar as ações cujas rentabilidades sejam coerentes com os valores de CMP, por exemplo: a) se o CMP é recessivo a seleção deixa passar as ações com rentabilidades baixas; b) se o CMP é estável a seleção deixa passar as ações com rentabilidades médias, e c) se o CMP é de crescimento a seleção deixa passar as ações com rentabilidades altas dentro do UA.

B. Saída do SIF para CMP

A seguir apresenta-se a saída do SIF através da variável CMP para os APIs *conservador*, *moderado* e *arrojado* junto com as combinações das variáveis PIB, IPCA e SELIC.

A Fig. 7 apresenta as entradas do índice IPCA e PIB para API conservador, neste caso a saída CMP tem uma grande porcentagem de nível baixo e médio e só para uma combinação ótima de IPCA baixa e PIB alto é que toma o máximo valor de CMP. A combinação SELIC e PIB para API conservador é similar à da Fig. 7 isto pelo o fato que a taxa SELIC e o IPCA tem uma correlação positiva.

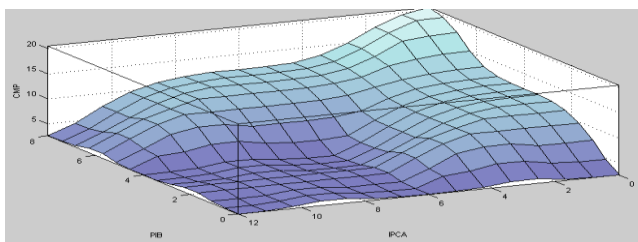


Figura 7. Saída CMP para API conservador.

A Fig. 8 apresenta as entradas do índice IPCA e PIB para API moderado, neste caso a saída CMP tem uma grande porcentagem de nível médio e alto diminuindo consideravelmente os níveis baixos com respeito ao API conservador. A combinação SELIC e PIB para API moderado é similar à da Fig. 8, isto devido ao fato que a taxa SELIC e o IPCA tem uma correlação positiva.

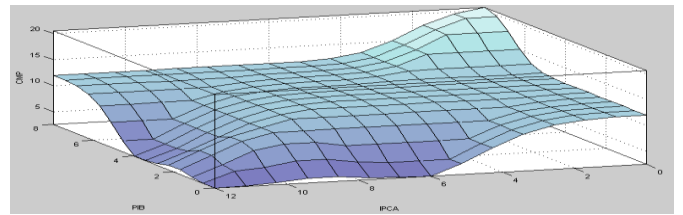


Figura 8. Saída CMP para API moderado.

A Fig. 9 apresenta as entradas do índice IPCA e PIB para API arrojado, neste caso a saída CMP tem uma maior porcentagem de nível médio e alto do que o API moderado e só para uma combinação de taxa SELIC máxima e PIB mínimo o nível de CMP é mínimo. A combinação SELIC e PIB para API arrojado é similar à da Fig. 9, isto devido ao fato que a taxa SELIC e o IPCA tem uma correlação positiva.

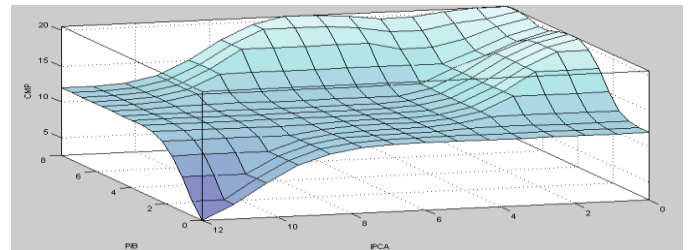


Figura 9. Saída CMP para API arrojado.

VI. EXPERIMENTOS E RESULTADOS

Os testes foram propostos para validar se SELCASIF cumprindo com as características propostas inicialmente, para a seleção automática de ativos em função dos indicadores macroeconômicos para criação de cenários e a análise de perfil de risco de investidor. O processo foi realizado com dados reais obtidos da BOVESPA e de entidades do governo para serem pós-processados no MATLAB. Utilizou-se o ToolBox Fuzzy Logic para construir o sistema de inferência difuso de Mamdani. A seleção é feita com um algoritmo em MATLAB para escolher os ativos em função do CMP e o retorno dos ativos, nos testes foram escolhidos 5 ativos do universo de 20.

A. Teste com diferentes APIs

O objetivo deste teste é validar as saídas dos cenários macroeconômicos para que sejam consistentes na seleção de ações para os mesmos indicadores PIB, IPCA e SELIC em pontos extremos e centrais do espaço de procura para os perfis conservador, moderado e arrojado, com as mesmas funções de pertinência e divisão de conjuntos difusos.

A Tabela 5 apresenta valores intermediários dos conjuntos difusos para o PIB (4.0%), IPCA (6.0%) e SELIC (3.5%). Na condição de API-Conservador o valor da saída CMP é 2.6% indicando um cenário *recessivo* onde as condições não são boas para investimento e as ações escolhidas devem ter rentabilidades baixas (de -8.5% a 11.3%) como é possível ver na Tabela 1. Já para o API-Moderado e o API-Arrojado o valor da saída CMP é 12.0%, indicando um cenário *estável* num ponto comum de decisão e as ações escolhidas devem ter rentabilidades entre 17.9% e 23.1% (Tabela 1).

TABELA 5. CMP PARA PIB=4,0%, IPCA=6,0%, SELIC=3,5%.

API	CMP %	Ações Escolhidas
Conservador	2,6	16,12,5,18,10
Moderado	12,0	1,17,4,9,7
Arrojado	12,0	1,17,4,9,7

A Tabela 6 apresenta valores mínimos dos conjuntos difusos para o PIB (0.0%), IPCA (0.0%) e SELIC (0.0%), neste caso os valores de IPCA e a SELIC podem ser considerados como bons para o investimento. Na condição de API-Conservador o valor da saída CMP é 12.0% indicando um cenário *estável*, nestas condições as ações escolhidas devem ter rentabilidades entre 17.9% e 23.1% (Tabela 1). Já para o API-Moderado e o API-Arrojado o valor da saída CMP é 20.6%, indicando um cenário de *crescimento* e que estão num ponto comum de decisão e as ações escolhidas devem ter rentabilidades altas entre 23.1% e 40.9% como é possível ver na Tabela 1.

TABELA 6. CMP PARA PIB=0,0%, IPCA=0,0%, SELIC=0,0%.

API	CMP %	Ações Escolhidas
Conservador	12,0	1,17,4,9,7
Moderado	20,6	7,13,2,6,6
Arrojado	20,6	7,13,2,6,6

A Tabela 7 apresenta valores máximos dos conjuntos difusos para o PIB (8.0%), IPCA (12.0%) e SELIC (7.0%), neste caso os valores de IPCA e a SELIC podem ser considerados não adequados para o investimento. Na condição de API conservador o valor da saída CMP é 2.6% indicando um cenário *recessivo* em que as condições das ações escolhidas devem ter rentabilidades baixas, entre -8.5% e 11.2% (Tabela 1). Para os APIs moderado e arrojado a saída CMP é 12.0%, indicando um cenário *estável* e que estão num ponto comum de decisão e as ações escolhidas devem ter rentabilidades intermediárias, entre 17.9% e 23.1% (Tabela 1).

TABELA 7. CMP PARA PIB=8,0%, IPCA=12,0%, SELIC=7,0%.

API	CMP %	Ações Escolhidas
Conservador	2,6	16,12,5,18,10
Moderado	12,0	1,17,4,9,7
Arrojado	12,0	1,17,4,9,7

VII. CONCLUSÃO

Neste artigo foi apresentada a ferramenta SELCASIF para seleção automática de ações segundo o perfil do investidor, o cenário macroeconômico e as séries históricas do mercado de ações. Para testar a ferramenta, foram escolhidas ações do Setor Elétrico brasileiro. Pelos experimentos, SELCASIF

apresentou saída consistente e coerente com as informações coletadas com especialistas. Com SELCASIF em mãos, o investidor inexperiente encontra auxílio para iniciar suas atividades de aplicações financeiras em meio a cenários de risco. No entanto, há questões a serem trabalhadas, tais como a seleção de ações com rentabilidade negativa. São necessários adicionar diferentes filtros e aperfeiçoar o processo contornando com a análise de tendência das séries de dados e não só de um valor pontual.

Em resumo, o SELCASIF apresenta-se como uma aproximação ao pensamento de especialistas experientes, poupando a necessidade de implementação de modelos matemáticos complexos.

REFERÊNCIAS

- [1] C. A. Debastiani e F.A. Russo, *Avaliando Empresas Investindo em Ações – A Aplicação Prática da Análise Fundamentalista na Avaliação de Empresas*, Novatec, 2008.
- [2] I.R. Lima, *Sistemas inteligentes para auxiliar na tomada de decisões em mercado de capitais*, UFLA, 2012.
- [3] C. R. T. Pereira, *Sistema de Tomada de Decisão para Compra e Venda de Ativos Financeiros Utilizando Lógica Fuzzy*, Escola Politécnica da Universidade de São Paulo, 2008.
- [4] F. C. R. Marques, *Maximização de Lucros em Investimentos: uma abordagem a partir do MACD com o emprego de algoritmos genéticos e lógica Fuzzy*, CEFET-MG, 2010.
- [5] B. Coppin, *Inteligência Artificial; tradução e revisão técnica Jorge Duarte Pires Valério Reimpr. – Rio de Janeiro, LTC 2012.*
- [6] L. Zadeh, *Fuzzy Sets, Information and Control* 8: 338-353, 1965.
- [7] D. Vukadinovik, *Fuzzy Control Systems*, Nova science pub inc, 2011.
- [8] N. Kasabov, *Dynamic Evolving Neural Fuzzy Inference Systems and Its Application for Time-Series prediction*, IEEE Transaction on Fuzzy Systems, v. 8, p. 1736-1743, 2002.
- [9] H. Aguiar, *Inteligência Computacional aplicada à administração economia e engenharia em Matlab*, Tomson, 2007.
- [10] R.E. Bellman and L.A. Zadeh, *Decision-Making in a Fuzzy Environment*, MANAGEMENT SCIENCE, No 4, December, 1970.
- [11] EPE, *Série Estudos Econômicos Nota Técnica DEA 15-11*, Rio de Janeiro, 2011.
- [12] CMV, *Mercado de Valores Mobiliários Brasileiro*, Comissão de Valores Mobiliários, 2013.
- [13] L. Nolasco, *Análise do Perfil do Investidor: dissertação, desenvolvimento e validação de questionário padrão*, Pontifícia Universidade Católica de Rio de Janeiro, 2011.
- [14] H. Kimura, *Value-at-Risk, Como Entender e Calcular o Risco pelo VaR*, Inside Books Editora LTDA, 2009.
- [15] H. Markowitz, *Portfolio Selection*, The Journal of Finance, 1952.
- [16] G. Bojadziev & M. Bojadziev, *Advances in Fuzzy Systems: Applications and Theory – Vol. 23, Fuzzy Logic for Business, Finance, and Management* (2nd edition), World Scientific Publishing Co, 2007.
- [17] W. Chen, *An Investment Decision Support (IDSS) for Identifying Positive, Neutral and Negative Investment Opportunity Ranges with Risk Control in Stock Markets*, University of Technology, Sydney, 2007.
- [18] T. Poddig and C. Huber, *Data Mining for the Detection of Turning Points in Financial Time Series*, University of Bremen, Chair of Finance, 1999
- [19] R.A. Aguiar and A.A. Belardi, *Predictive evaluation of the stock portfolio performance using Fuzzy c-means Algorithm and Fuzzy transform*, International Journal of Fuzzy logic systems (IJFLS), Vol. 3, No 2, April 2013.