

Simulador de Mercados Baseado em Jogos Evolucionários e Algoritmos Genéticos

L. Pinto, J. Szczupak, Engenho, D. S. Ramos, P. H. R. P. Gama, Bandeirante, M. M. Machado, M. R. Gouvea, P. S. Rosa, M. A. Siotani, USP

RESUMO

Este artigo descreve um simulador de mercados especialmente desenvolvido para o setor de energia, que alia os mais modernos avanços da teoria econômica – Jogos Evolucionários, Algoritmos Genéticos e Racionalidade Limitada – a sofisticados algoritmos de otimização e geração de cenários futuros capazes de representar realisticamente o sistema e o mercado. O modelo resultante é capaz de acomodar:

- Todas as características físicas do sistema
- O comportamento dos agentes, incluindo emoções, dúvidas, expectativas, capacidade de aprendizagem, incertezas, etc.
- A dinâmica e a evolução do Mercado, incluindo as ações e reações dos agentes, mudanças regulatórias, etc.

É importante notar que o simulador desenvolvido é flexível e capaz de adaptar-se a novos agentes, regras, e – principalmente – novos cenários regulatórios. Nossa maior meta é exatamente uma ferramenta capaz de simular um mercado em evolução – possivelmente em transição – e analisar seu comportamento face aos possíveis cenários futuros.

PALAVRAS-CHAVE

Mercados de energia, Jogos evolucionários, Algoritmos genéticos, Racionalidade limitada

I. INTRODUÇÃO

À medida em a energia deixa de ser um serviço para transformar-se em um bem e os sistemas transformam-se em mercados, evidencia-se a urgente necessidade de reformular conceitos, modelar novos problemas e – evidentemente – buscar soluções. As experiências recentes delineiam o enorme desafio: é preciso um gigantesco esforço de otimização e coordenação, abrangendo desde os recursos físicos aos econômicos, administrar incertezas e escassez, garantir viabilidade econômica e preços justos.

Leontina Pinto trabalha na Engenho Pesquisa, Desenvolvimento e Consultoria Ltda. (leontina@engenho.com)

Jacques Szczupak trabalha na Engenho Pesquisa, Desenvolvimento e Consultoria Ltda e é professor na PUC-RIO (jacques@engenho.com)

Dorel S. Ramos é consultor independente ligado à Bandeirante Energia (dorelram@band.com.br)

Paulo Henrique R. P. Gama é o Engenheiro responsável pelo Programa de Pesquisa e Desenvolvimento da Bandeirante Energia (pgama@bandeirante.com.br)

Marcos Roberto Gouvea é professor da Politécnica da Universidade de São Paulo (gouvea@pea.usp.br)

Mauro Manoel Machado é pesquisador do Enerq da USP (mmachado@pea.usp.br)

Pedro Souza Rosa é pesquisador do Enerq – USP (pedro.rosa@terra.com.br)

Márcio Akira Siotani é pesquisador do Enerq – USP

A aplicação, pura e simples, das teorias econômicas tradicionais enfrenta um importante problema conceitual: a esmagadora maioria (ou mesmo quase que a totalidade) dos modelos existentes foi desenhada para mercados *maturados* – baseados no conhecido conceito de equilíbrio de mercado – e apóia-se em dados históricos consistentes para representar variáveis sujeitas a incertezas – desde a disponibilidade de recursos até o comportamento do mercado e seus agentes.

Seguramente, este não é o caso da maioria dos mercados de energia no Brasil e no exterior, ainda em evolução e sujeitos a constantes reavaliações e aperfeiçoamentos. Estes mercados, conhecidos como *evolutivos*, caracterizam-se por uma palavra-chave: *aprendizado*.

A necessidade de representar corretamente este processo levou à construção da teoria de Jogos Evolutivos, que busca não apenas descobrir o ponto ótimo de equilíbrio (como nos modelos tradicionais) mas também – e principalmente – o *processo* dinâmico do mercado e seus agentes, simulando o comportamento de cada um, expectativas, tentativas, erros e acertos. Para tanto, será essencial a capacidade de modelar a essência do comportamento humano: emoções, aprendizagem, intuição, expectativas.

Este trabalho pretende aliar os avanços mais recentes da Teoria Econômica a modelos de otimização de última geração para construir um simulador de mercados de energia eficiente, confiável e flexível, capaz de espelhar fielmente os possíveis comportamentos dos agentes dentro do ambiente regulatório desejado.

II. RECENTES AVANÇOS NA TEORIA ECONÔMICA

A teoria econômica tradicional modela os agentes através de duas hipóteses básicas:

- A hipótese *small world* (mundo pequeno) baseia-se no conceito que, antes de tomar qualquer decisão, o agente tem o conhecimento completo de todas as variáveis que podem influenciar seus resultados. De acordo com esta hipótese, os agentes saberiam com segurança as metas e objetivos de seus competidores, conheceriam o leque de possíveis cenários futuros (e probabilidades associadas), etc. Os agentes também disporiam de modelos matemáticos perfeitos, capazes de levar em conta todas estas informações e apontar a melhor decisão.

- A hipótese do “*Homo economicus*” assume que os agentes são completamente racionais, e buscam o máximo benefício como uma máquina: sem emoções, intuições, hesitações.

A moderna economia reconhece, hoje, que as hipóteses acima podem não ser consistentes – na verdade, muitas das falhas dos modelos econômicos atuais são atribuídas à aplicação cega destes conceitos – desde a “bolha” de ações das companhias baseadas na internet até os fracassos dos mercados em países emergentes. Tornou-se evidente a necessidade da construção de modelos mais realistas, como a Racionalidade Limitada [1], os Jogos Evolucionários [2] e a Economia Comportamental [3].

A. Racionalidade Limitada

- A informação disponível ao agente – incluindo aqui os modelos para tratá-la – é limitada (em alguns casos, tremendamente limitada). A hipótese do *small world* raramente se aplica, principalmente em mercados de energia, onde as incertezas são gigantescas. É importante, aqui, diferenciar informações probabilísticas (quando se dispõe de um leque de cenários associados a probabilidades bem conhecidas) de informações *inexistentes* – um termo mais adequado para a esmagadora maioria das incertezas que enfrentamos. É importante lembrar que muitas vezes não temos histórico, mas *fazemos história*.
- Agentes agem sob emoções: não é realista imaginar que seres humanos (e agentes não são exceções) ajam mecanicamente. É normal a dúvida, a insegurança e o erro – principalmente sob a pressão que vivemos.

B. Economia Comportamental

Se a hipótese da Racionalidade Limitada é aceita, é necessária a modelagem do comportamento dos agentes. A pesquisa deste modelo levou à criação da área interdisciplinar conhecida como Economia Comportamental, que combina a psicologia, a economia e as ciências matemáticas para representar as características da individualidade humana.

C. Jogos Evolucionários

Jogos Evolucionários, ou Evolutivos, modelam a evolução do mercado de acordo com a evolução dos agentes – baseada em sua *capacidade de aprendizagem*. Estes modelos são fortemente relacionados à racionalidade limitada:

- Os agentes, não são modelados como máquinas, mas como seres humanos reais, com emoções e limitações
- Seres humanos aprendem com o tempo. Quanto maior a capacidade de aprendizagem, menor a taxa de repetição de erros e maior a taxa de replicação de sucessos.

Parafraseando a referência [4], “um modelo evolucionário combina dois processos: um processo de seleção

que favorece algumas variedades sobre outras, e um processo que de inovação que cria as variedades, chamado *mutação*. Na natureza, o processo de seleção baseia-se fundamentalmente na sobrevivência biológica e na reprodução. No mercado, o mecanismo básico de seleção é a sobrevivência econômica, e o processo de mutação corresponde a experimentações, inovações e erros”. Este processo – evolução, seleção e mutação – pode ser facilmente modelado através de Algoritmos Genéticos (Genetic Algorithms, GA), descritos na seção seguinte.

D. Algoritmos Genéticos

1) Princípios Básicos

O objetivo dos Algoritmos Genéticos é simular o processo evolucionário sob um foco biológico. O modelo biológico associado ao mercado baseia-se na interação de agentes cujas estratégias correspondem a *células*. Cada célula reflete o comportamento (personalidade) específica do agente cujos resultados são avaliados por um processo (operador) equivalente à *seleção natural*. A “qualidade” (adaptação, fitness) de cada célula (estratégia) é avaliada com base em seu sucesso (por exemplo, lucros obtidos).

A cada estágio do processo, apenas um número limitado de células pode sobreviver, e o operador “seleção” toma as *n* melhores células (estratégias) de acordo com o sucesso obtido. Em outras palavras, cada estratégia é avaliada de acordo com os resultados obtidos no mercado; bons resultados garantem sobrevivência, fracassos levam à “morte”.

2) Reprodução e Replicação

A regra básica de um algoritmo genético – repetição de estratégias bem sucedidas – modela exatamente o princípio básico do comportamento típico da Racionalidade Limitada. O processo de aprendizagem mais simples, fácil e intuitivo é observar os resultados associados a estratégias passadas, *replicar* ações de sucesso e eliminar falhas. Num estágio mais sofisticado, agentes tendem a observar não apenas suas próprias experiências, mas também as ações do competidor – e aprender com elas. Este comportamento é modelado através de operações conhecidas como *reprodução*, onde distintas estratégias (células) são combinadas para produzir uma nova ação que deve, em princípio, “herdar” as qualidades de seus “pais” (as estratégias que a originaram).

3) O Processo de Seleção

O processo de seleção corresponde basicamente à avaliação da qualidade de cada estratégia, “medida” segundo os critérios, expectativas e metas de cada agente – por exemplo, lucros acumulados, riscos, etc. Em outras palavras, o agente (ao invés da natureza) seleciona, dentre o elenco de possíveis estratégias, aquelas que mais se ajustam a suas metas e objetivos.

4) Mutações

Reprodução e Replicação refletem as ações de agentes tipicamente conservativos, avessos ao risco. Apesar de reconhecer que este é o padrão comportamental de praticamente todos os mercados, principalmente os baseados em racionalidade limitada, é necessário deixar um espaço para as exceções. Novas idéias – certas ou erradas, consistentes ou não – sempre existirão. Agentes mais agressivos podem aceitar o risco da tentativa – e usar algumas células mutantes (estratégias inovadoras) que não replicam ou reproduzem o passado. Nem todas as mutações serão bem sucedidas (na verdade poucas costumam superar estratégias já consagradas). No entanto, deve-se reconhecer que muitos avanços nascem de inovações, e é importante representá-las corretamente.

III. APLICAÇÃO AO MERCADO DE ENERGIA

O mercado de energia, principalmente em países em desenvolvimento, é muito jovem, e passa por constantes reestruturações. Regras são redefinidas constantemente; faltam informações sobre dados básicos, desde o espectro de competidores até a disponibilidade de recursos. Como mencionado anteriormente, enfrentamos um problema de inexistência de dados – muito mais difícil de tratar que a tradicional incerteza probabilística.

Neste contexto, não é possível aplicar diretamente a teoria tradicional (Teoria do Portfolio, Jogos Tradicionais, etc.). Os agentes vêm-se, muitas vezes, obrigados a adotar os velhos métodos da tentativa-e-erro, mesmo quando suportados pelas mais sofisticadas ferramentas.

É preciso aprender, e aprender depressa. É preciso cautela, já que uma decisão equivocada pode levar a severas consequências. Mais grave ainda, é preciso agir sob todos os tipos de pressão: governo, agências reguladoras, sociedade, e – evidentemente, acionistas. Em resumo, todos os requisitos para um modelo evolucionário, baseado em racionalidade limitada estão preenchidos.

A próxima seção descreve os algoritmos utilizados para resolver o problema e sua aplicação a um sistema real.

• Um Ponto Importante

A aprendizagem pode doer. A dinâmica da tentativa-e-erro pode levar a resultados imprevisíveis – que devem ser corretamente mensurados. Não estamos, aqui, interessados apenas na solução ótima para o mercado (normalmente o equilíbrio). Ao contrário, queremos conhecer todo o processo evolutivo, avaliando os percalços do caminho e suas consequências – não apenas o fim da estrada, que pode ser luminoso mas não compensar os sacrifícios feitos para alcançá-lo.

Esta é a grande diferença entre os Algoritmos Genéticos tradicionais e o proposto neste artigo. Algoritmos tradicionais são utilizados para encontrar o ponto final do processo (o ótimo, o equilíbrio) – por exemplo, as melhores estratégias para dado mercado. Ao contrário, nosso objetivo é conhecer

todo o processo de aprendizagem que leva a este ponto, com todas as consequências, sucessos e falhas intermediárias. É possível, assim, detectar o impacto de uma decisão comercial na operação do sistema ou o risco a cada momento do horizonte de estudo. O agente pode optar por “pagar o preço” de problemas momentâneos em troca de uma recompensa futura, ou preferir uma estratégia que leve a ganhos futuros menores, mas garanta uma estabilidade maior (e não desafie a paciência dos acionistas).

IV. A FERRAMENTA PROPOSTA

A ferramenta proposta segue o modelo apresentado em Pinto et al, [5], e descrita em maiores detalhes em artigos mais recentes [9,10]. Apesar de consistente com Sheblé[6], este trabalho pretende ser um modelo mais completo, capaz de representar o sistema elétrico e energético com todas as suas restrições mais importantes – capturando assim a resposta dos agentes a condições críticas do sistema (como hidrologias favoráveis ou severas). O modelo é ainda compatível com sistemas evolucionários desenvolvidos por Bunn e Oliveira [7] ou Nicolaisen, Petrov and Tesfatsion [8], mas novamente visa um contexto mais amplo: a representação de um mercado geral, onde a personalidade dos agentes é definida pela parametrização do Algoritmo Genético e pode variar ao longo do tempo e ao longo do aprendizado.

A. Representação dos Agentes

Agentes diferentes requerem diferentes representações.

Geradores devem usar os recursos disponíveis (hidráulicos ou térmicos) para produzir energia e vender seus produtos. A cada instante i , sua produção é caracterizada como

$$G_a^i = G_{ha}^i + G_{ta}^i \quad (1)$$

onde G_a^i é a produção total do agente a , composta pela soma da geração hidráulica G_{ha}^i e térmica G_{ta}^i .

Sem perda de generalidade, tomaremos o lucro auferido como o índice de mérito (fitness, ou qualidade de cada estratégia); a extensão para outros índices de avaliação é simples e imediata. Assim, a cada passo i , os resultados do agente a são avaliados pelos lucros δ_a^i

$$\delta_a^i = (P_{ga}^i G_a^i - c_{ha} G_{ha}^i - c_{ta} G_{ta}^i) \quad (2)$$

onde c_{ha} e c_{ta} são os custos incrementais das unidades hidráulicas e térmicas e P_{ga}^i é o preço alcançado (pago pelos distribuidores). Custos e preços podem representar o “mix” de todas as unidades do agente, não explicitadas para maior clareza de exposição.

Distribuidores compram energia dos geradores e vendem-na aos consumidores. Seu índice de mérito é dado por

$$\delta_a^i = (P_{da}^i D_a^i - P_{ga}^i G_a^i) \quad (3)$$

onde P_{ga}^i e P_{da}^i são os preços de compra de G_a^i dos geradores e venda aos consumidores D_a^i (novamente podem representar um mix de diferentes fontes).

B. Representação Física do Sistema

A produção dos agentes deve obedecer às restrições físicas do sistema. Para fins de clareza, assumiremos um reservatório equivalente para cada agente gerador hidrotérmico. Deve-se notar que esta hipótese não restringe o modelo, que pode ser estendido a qualquer representação desejada – individualizada, por submercados, etc.

O sistema hidráulico é ilustrado na Figura 1 e corresponde a um grafo orientado.

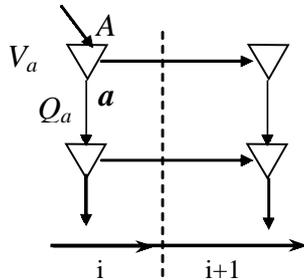


FIGURA 1 – Sistema Hidroelétrico

A produção hidráulica é dada pela vazão turbinada Q multiplicada pelo seu coeficiente de produtividade r (aqui tomado como linear)

$$G_{ha}^i = \rho_a Q_a^i \quad (4)$$

O sistema deve obedecer à lei de conservação da água (ou da energia)

$$V_a^{i+1} = V_a^i + A_a^{i+1} - \sum_u Q_{ueU}^i - Q_a^i \quad (5)$$

onde V_a^i corresponde ao volume armazenado em a no instante i , A_a^i é a vazão incremental ao reservatório a no instante i e Q_u^i são as vazões afluentes oriundas do conjunto U de agentes u imediatamente a montante de a no instante i .

Volumes, defluências e turbinamentos deverão obedecer a restrições mínimas e máximas físicas e regulatórias, não explicitadas aqui para maior simplicidade de exposição.

Restrições elétricas são modeladas como ilustrado na figura 2, através de outro grafo orientado, que considera apenas os limites de transmissão, considerados suficientes para este estudo. Extensões para a representação mais detalhada, incluindo equações de fluxo de potência, são imediatas e podem ser feitas se se mostrarem necessárias

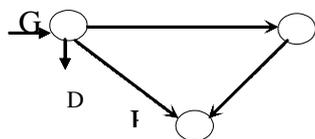


FIGURA 2 – Sistema de Transmissão

As restrições elétricas são portanto escritas como

$$G_n^i = D_n^i + \sum_{k \in K} F_{nk}^i - \sum_j F_{jn}^i \quad (6)$$

onde, a cada instante i , G_n^i e D_n^i são a geração e demanda totais no nó n , F_{nk}^i é o fluxo de potência $n \rightarrow k$ e K é o conjunto de todos os nós conectados a n . Fluxos $k \rightarrow n$ possuem, por definição, um valor negativo. Limites de transmissão são expressos como limites máximos e mínimos nos fluxos do grafo.

C. Incertezas Futuras

O Modelo do agente deve necessariamente capturar a essência da tomada de decisão: racionalidade limitada, tentativa-e-erro, observação e – mais que tudo – aprendizagem. Talvez o princípio mais conhecido da psicologia econômica seja a tendência humana à análise “míope” da conjuntura momentânea (“here-and-now” situations), onde os agentes tendem a tomar como mais bem sucedidas as estratégias capazes de produzir os melhores resultados nos últimos m passos. Nossa experiência, entretanto, contradiz este princípio. Agentes experientes em sistemas hidrotérmicos sabem que os recursos são limitados, e a utilização míope do estoque de água pode levar ao “canto da sereia”: resultados aparentemente bons que cobrarão seu preço no futuro – quem sabe com um déficit.

Uma alternativa mais realista é a modelagem do preço de energia como uma função que reflita a percepção (algumas vezes a intuição, ou mesmo o temor) de possíveis deficits (ou redução de recursos). Esta função não reflete necessariamente os custos de produção: pode representar os *custos de oportunidade*, ou o *valor da água* – dependendo dos objetivos do agente, que pode construí-la com a ajuda de sua própria experiência, dados históricos, modelos estocásticos, previsões de cenários – enfim, qualquer fonte que julgue realista e confiável. Uma forma eficiente e intuitiva de acomodar uma gama tão ampla de escolhas é a parametrização da decisão do agente através do ajuste da equação (2) como

$$\delta_a^i = (P_{ga}^i G_a^i - (c_{ha} + \beta_a e^{-\lambda_a} (V_a^i A_a^i))) G_{ha}^i - c_{ta} G_{ta}^i \quad (7)$$

onde β_a e λ_a modelam a crença (ou a possibilidade) de um deficit futuro baseada na observação da disponibilidade atual de água V_a^i e da vazão afluente A_a^i .

É possível usar funções mais sofisticadas, já que alguns agentes baseiam-se no conceito de *tendência hidrológica*, que leva à inclusão das últimas I vazões.

$$\delta_a^i = (P_{ga}^i G_a^i - (c_{ha} + \beta_a e^{-\lambda_a} (V_a^i A_a^{iI}))) G_{ha}^i - c_{ta} G_{ta}^i \quad (8)$$

É importante notar que β_a pode acomodar dois diferentes efeitos: aversão ao deficit (que eleva preços) e aversão à perda do negócio (que os reduz). O valor final do parâmetro será a combinação do custo de oportunidade da água β_{aw} e a percepção da oportunidade do negócio β_{at} .

$$\beta_a = \beta_{aw} + \beta_{at} \quad (9)$$

Finalmente, é interessante notar que a percepção do agente – parametrizada por β – também evolui com o aprendizado. Encontra-se atualmente em investigação a modelagem da *evolução da personalidade* do agente, que levaria à parametrização dinâmica dos custos de oportunidade.

D. Valor da Água

Uma parte importante do processo de aprendizagem corresponde portanto à construção – algumas vezes ao refinamento – da percepção do custo de oportunidade da água – em outras palavras, do *valor da água*, medido como as consequências futuras da decisão presente.

O valor da água é um conceito bastante antigo e amplamente conhecido, normalmente utilizado em algoritmos de planejamento e operação ótimos. O modelo proposto neste trabalho é consistente com este conceito e busca estendê-lo num contexto mais amplo. Ao invés de calcular o valor da água através de modelos matemáticos, que, em síntese, nunca conseguirão captar todas as nuances do mercado e do sistema, o valor da água é inferido através da percepção do agente, que evolui e refina-se ao longo do tempo. Em resumo, assim como num processo iterativo de otimização, o processo de aprendizado constrói, ao longo do tempo, a função *correta* do valor da água (ou de seu custo de oportunidade), através do ponto de vista de cada agente, acomodando realisticamente todas as incertezas, emoções e limitações inerentes ao processo.

A Figura 3 mostra um processo típico de construção do custo de oportunidade ao longo do processo evolucionário (instantes X_1 , X_2 and X_3) onde, para maior simplicidade de explanação, os índices foram omitidos. Pode ser notada a grande semelhança entre a função construída pela máquina de aprendizado e as resultantes de algoritmos de otimização.

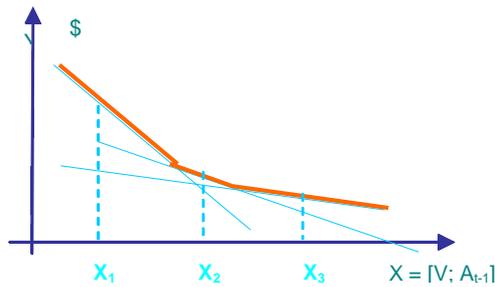


FIGURA 3 – construção da curva de custos de oportunidade

V. A MÁQUINA DE APRENDIZAGEM

A máquina de aprendizagem é o “coração” do algoritmo evolucionário. Ela modela o processo evolutivo, capturando o raciocínio do agente e seu comportamento. A máquina utilizada neste trabalho será baseada em conceitos de Algoritmos Genéticos (GA) – repetir sucessos, eliminar falhas. A cada instante i , o agente pode escolher.

• Replicar

Replicar é o processo mais conhecido e adotado na psicologia econômica, e corresponde à simples repetição da melhor estratégia dos últimos m instantes, onde m é a duração da “memória” do agente.

$$\beta_a^i = \beta_a^k \mid \delta_a^k = \text{Max} \{ \delta_a^j \mid j=(i-m, \dots, i-1) \} \quad (10)$$

$$\lambda_a^i = \lambda_a^k \mid \delta_a^k = \text{Max} \{ \delta_a^j \mid j=(i-m, \dots, i-1) \} \quad (11)$$

• Reproduzir

A reprodução combina duas ou mais estratégias de sucesso em uma nova. Dependendo do grau de informação, o agente pode combinar inclusive estratégias de outros competidores, já que é possível (às vezes mesmo desejável) aprender com os outros jogadores. No caso mais simples, a combinação de duas estratégias corresponde a

$$\beta_a^i = \mu_a \beta_{ab} + (1-\mu_a) \beta_{ab-1} \quad (12)$$

$$\lambda_{ai} = \mu_a \lambda_{ab} + (1-\mu_a) \lambda_{ab-1} \quad (13)$$

onde b e $b-1$ são as duas melhores estratégias disponíveis no banco de conhecimentos do agente (dentro de seu intervalo de memória).

• Introduzir Mutações

Replicar ou Reproduzir são ações típicas de agentes conservativos, avessos ao risco, que preferem a segurança do conhecido e não arriscam o novo. Uma personalidade mais arrojada – ou um agente oriundo de fora do setor, com outras vivências ou diferente formação técnica – pode preferir tentar algo novo, buscando melhores resultados, mesmo que à custa de riscos maiores. Estas estratégias, que não se originam em experiências prévias, correspondem a *mutações*:

$$\beta_a^i = \beta_a^{i-1} + \epsilon_{a\beta} \quad (14)$$

$$\lambda_a^i = \lambda_a^{i-1} + \epsilon_{a\lambda} \quad (15)$$

onde $\epsilon_{a\beta}$ e $\epsilon_{a\lambda}$ expressam as mudanças nos parâmetros selecionadas (normalmente randomicamente) a partir do conjunto de possíveis valores associados ao agente a .

Finalmente, deve ser notado que os agentes normalmente trabalham com um portfólio de produtos e clientes, a diferentes condições e preços. Uma modelagem realista deve permitir a gerência deste portfólio, e portanto a segmentação das estratégias em diferentes padrões de negócios (e consequentemente comportamentos).

Isto requer uma estratificação preço/produto, como ilustrado na Figura 4, onde o total G_a^i é “dividido” em subprodutos com diferentes estratégias de negócios, de acordo com fatores de participação

$$G_a^i = \sum_p G_a^{ip} \quad (16)$$

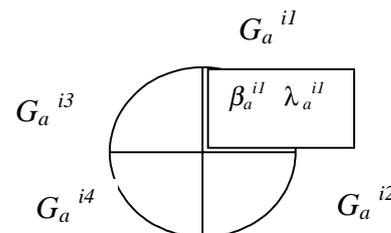


FIGURA 4 - Portfólio

VI. O ALGORITMO FINAL

O Simulador de Mercados Evolucionários pode ser resumido como

1. Caracterização do Sistema

O simulador inicia com a implementação das regras do mercado e da operação do sistema. São definidas as possíveis estratégias de comercialização de acordo com a regulamentação e o ambiente do mercado.

2. Caracterização do Agente

Caracterização do comportamento do agente, definindo b , l , m e e de acordo com a personalidade de cada um.

3. Evolução do Sistema

3.1. Inicialização

Definição do estado inicial – disponibilidades, contratos iniciais, estado do sistema, etc.

3.2. Evolução

A cada passo, usa-se o modelo físico [1-6] para calcular o estado do sistema, disponibilidades e restrições.

3.3. Escolha das Estratégias

Utilização da máquina de aprendizagem e do modelo de comportamento [7-16] para modelar as decisões de cada agente.

3.4. Cálculo dos Resultados

Implementação das decisões de cada agente, obtidas em 3.3. Cálculo das transações e dos resultados (faturamentos, lucros, prejuízos, etc.) de cada agente. Armazenamento da cadeia causa/consequência (decisões/resultados) para posterior análise.

Volta a 3.2.

VII. CASO EXEMPLO

A. Descrição Geral

Como, neste momento, as regras de mercado encontram-se em reformulação, não foi possível apresentar um caso exemplo com o sistema brasileiro – o que deverá ser feito assim que a nova estrutura setorial for melhor conhecida.

Optamos assim por um caso exemplo realista de um mercado externo, composto por um mercado altamente competitivo de quatro agentes que atuam em um ambiente hidrotérmico ao longo de um horizonte de até dez anos. Para proteger a confidencialidade dos dados, focalizaremos apenas o processo de aprendizagem – tema do trabalho – omitindo maiores detalhes sobre o sistema e seus agentes.

Consideraram-se os mercados de contratos e de curto prazo (spot). O simulador avalia, para cada período do

horizonte de estudo, o estado físico do sistema (através de modelos de operação ótima), as transações dos agentes, e os resultados de cada um.

As personalidades (comportamentos) de cada agente foram parametrizadas segundo o conhecimento de seu comportamento em atuações anteriores. Sabe-se que agentes térmicos são mais arrojados, enquanto que agentes hidroelétricos são avessos ao risco, e temem ver seus estoques de água deplecionados. Em qualquer caso, as empresas preferem vender em contratos de longo prazo, já que o preço spot é normalmente baixo. A maioria dos consumidores também prefere concentrar suas compras nestes contratos, para minimizar riscos de deficits – que podem ocorrer em situações de escassez, normalmente derivadas do fenômeno “El Niño”.

É interessante observar que, durante toda a simulação, a disponibilidade energética e os preços-base são calculados por modelos de despacho ótimo. Isso não significa, entretanto, que todos os agentes trabalhem com um mesmo valor da água: o custo futuro de oportunidade varia de acordo com a percepção de cada agente – e pode, evidentemente, ser diferente para cada um.

Para simplificar o estudo, consideramos a memória do agente “instantânea” – em outras palavras, a avaliação da qualidade da estratégia é tomada apenas no instante em curso. Isto reflete o momento atual, de transição, onde o passado conta pouco para a decisão futura. Ainda para fins de simplificação, partimos de uma estimativa inicial de preços nulos.

B. Cenário de Hidrologia Favorável

O primeiro estudo corresponde a um cenário denominado “La Niña”, onde as hidrologias são francamente favoráveis e a disponibilidade energética é maior que a demanda. A Figura 5 mostra a evolução de preços de cada agente e a rápida convergência. É especialmente interessante observar o processo de aprendizagem conjunta: os agentes observam-se mutuamente e, como que num acordo (típico de um processo de coalizão), encontram rapidamente seu lugar (sua “fatia de participação”) definindo e equilíbrio do mercado.

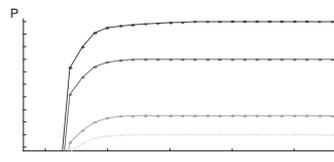


FIGURA 5 – Simulação a Curto Prazo

C. Cenário de Hidrologia Severa

Este cenário simula um horizonte mais longo (dez anos), de modo a focalizar as transições para hidrologias desfavoráveis, que ocorrem durante os eventos “El Niño”.

A Figura 6 mostra a evolução dos preços ao longo do tempo, apontando um comportamento muito mais “ner-

voso” durante os períodos de seca. Pode-se mesmo notar que, após a aprendizagem do primeiro evento, alguns agentes desen-volvem uma aversão maior ao risco, “tentando” um aumento de preços antecipando o fenômeno. Como a percepção (e a aversão) não são uniformes, “quebra-se” o comportamento convergente e conseqüentemente a coalisão.

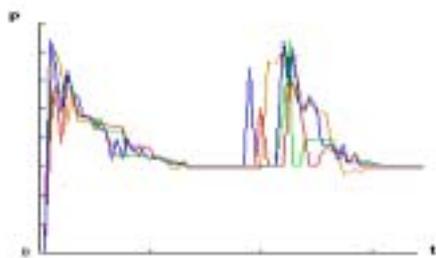


FIGURA 6 – Simulação a Longo Prazo

VIII. CONCLUSÕES

Este trabalho apresenta um Simulador Evolucionário que alia as técnicas já consagradas de otimização de sistemas (Despacho Ótimo, Simulação Hidrotérmica) a novas técnicas econômicas (Economia Comportamental, Jogos Evolutivos e Algoritmos Genéticos). Como principais vantagens do simulador, podemos citar:

- A representação realística do sistema físico e do comportamento dos agentes de mercado
- O tratamento correto do problema de inexistência de dados (que não deve ser confundido com incertezas probabilísticas)
- O foco no processo de aprendizagem do agente, e não apenas a busca de um equilíbrio que pode estar ainda muito distante do instante atual
- A flexibilidade e a facilidade de adaptação a qualquer ambiente regulatório, personalidade de agentes, características de sistemas, etc.

Vale dizer finalmente que este simulador é, até onde sabemos, inovador também a nível internacional; não se conhece nenhum outro trabalho com esta abrangência.

IX. DESENVOLVIMENTOS FUTUROS

O simulador estará sempre em contínua evolução e aperfeiçoamento, de modo a permitir uma adaptação contínua a novas situações e cenários. Encontra-se neste momento em desenvolvimento a versão didática (para treinamento) e o módulo de geração de cenários hidrológicos, a partir de novos modelos de previsão.

X. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] Samuelson, *Evolutionary Games Equilibrium Selection*, MIT, 1997
- [2] A. Rubinstein, *Modelling Bounded Rationality*, MIT Press, 1998
- [3] L. Tvede, *The Psychology of Finance*, John Wiley and Sons Ltd, 1999
- [4] J.W. Weibull, *What have we learned from Evolutionary Game Theory so Far?*, Econometric Society European Meeting, Toulouse, 1997
- [5] L. Pinto, J. Szczupak, M. Freitas, J.C. Aires, *Evolutionary Games and the Electrical Energy Market*, PMAPS 2000
- [6] G. Sheblé, *EPRI Market Simulator*, Iowa State University
- [7] D. Bunn, F. Oliveira, *Agent-Based Simulation – An Application to the New Electricity Trading Arrangements of England and Wales*, IEEE Trans. On Evolutionary Computation, Vol5. No.5,
- [8] J. Nicolaisen, V. Petrov, L. Tesfatsion, *Market Power and Efficiency in a Computational Electricity Market with Discriminatory Double-Auction Pricing*, IEEE Trans. On Evolut. Computation, Vol5. No.5,
- [9] L. Pinto, J. Szczupak, D. Ramos, *Evolutionary Representation of Energy Markets and Sytems*, IEEE Bologna Power Tech, 2003
- [10] L. Pinto, J. Szczupak, *An Evolutionary Game Approach to Energy Markets*, International Symposium on Circuits and Systems, 2003