

**UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO
FACULDADE DE ECONOMIA, ADMINISTRAÇÃO E CONTABILIDADE DE
RIBEIRÃO PRETO
DEPARTAMENTO DE ADMINISTRAÇÃO**

ALEX QUINTINO BARBI

**Simulação Multimétodo: Integração da Dinâmica de Sistemas à Modelagem de Agentes
no mercado imobiliário de Ribeirão Preto - SP**

**Ribeirão Preto
2015**

Prof. Dr. Marco Antonio Zago
Reitor da Universidade de São Paulo

Prof. Dr. Dante Pinheiro Martinelli
Diretor da Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade de Ribeirão Preto

Profa. Dra. Sonia Valle Walter Borges de Oliveira
Chefe de Departamento de Administração / FEA-RP

Prof. Dr. André Lucirton Costa
Coordenador do Curso de Graduação em Administração

ALEX QUINTINO BARBI

**Simulação Multimétodo: Integração da Dinâmica de Sistemas à Modelagem de Agentes
no mercado imobiliário de Ribeirão Preto - SP**

Monografia apresentada à Faculdade de Economia,
Administração e Contabilidade de Ribeirão Preto da
Universidade de São Paulo para a obtenção do título
de Bacharel em Administração.

Orientador: Prof. Dr. Alexandre Bevilacqua Leoneti

**Ribeirão Preto
2015**

AUTORIZO A REPRODUÇÃO E DIVULGAÇÃO TOTAL OU PARCIAL DESTE TRABALHO, POR QUALQUER MEIO CONVENCIONAL OU ELETRÔNICO, PARA FINS DE ESTUDO E PESQUISA, DESDE QUE CITADA A FONTE.

FICHA CATALOGRÁFICA

BARBI, Alex Quintino,

Simulação Multimétodo: Integração da Dinâmica de Sistemas à Modelagem de Agentes no mercado imobiliário de Ribeirão Preto – SP. Monografia apresentada ao Departamento de Administração da Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade de Ribeirão Preto da Universidade de São Paulo como requisito para obtenção do diploma de bacharel em Administração de Empresas.

1. Simulação de sistemas 2. Modelagem de agentes 3. Mercado imobiliário

Nome: BARBI, Alex Quintino

Título: Simulação Multimétodo: Integração da Dinâmica de Sistemas à Modelagem de Agentes no mercado imobiliário de Ribeirão Preto - SP

Monografia apresentada à Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade de Ribeirão Preto da Universidade de São Paulo para obtenção do título de Bacharel em Administração de Empresas.

Aprovado em:

BANCA EXAMINADORA

Prof. Dr. Alexandre Bevilacqua Leoneti

Prof. Dr. Carlos Alberto Gabrielle Barreto Campello

Prof. Dr. Alexandre Souto Martinez

Dedicatória

À minha família, especialmente à minha mãe, Denise Quintino e a meus avós, Joaquim e Eudênia Quintino, que sempre estiveram presentes nos momentos de alegria e angústia.

Ao Prof. Dr. Alexandre Bevilacqua Leoneti, por suas inúmeras considerações e incentivos (e paciência), pela humildade e força de vontade com que(m) sempre trabalhou.

Também gostaria de deixar meu obrigado ao prof. Dr. Carlos Alberto Barreto Campello, pelos inúmeros 'pitacos'.

À Melissa Maciel, incentivadora desde o princípio.

Aos colegas e amigos pela amizade e companheirismo.

E a todos que um dia, fizeram do nosso sistema, um ser dinâmico, inovador, adaptivo, enfim, complexo!

RESUMO

BARBI, Alex Quintino. **Simulação Multimétodo: Integração da Dinâmica de Sistemas à Modelagem de Agentes no mercado imobiliário de Ribeirão Preto – SP**. 2015. 95 f. Monografia (Graduação em Administração de Empresas) - Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade de Ribeirão Preto, Universidade de São Paulo, Ribeirão Preto, 2015.

Este trabalho tem como fundamentação a nova abordagem das ciências complexas, especialmente em se tratando de modelos de solução analítica inexistente. Dessa maneira, permite-se que problemas como sistemas complexos e adaptivos sejam modelados à luz da teoria da complexidade. As áreas de ciências sociais aplicadas, que até então se valiam de uma enorme quantidade de abordagens analíticas, com sérias restrições de fundamentação, agora podem testar seus modelos mediante experimentação computacional, simulando ambientes dinâmicos, adaptivos e inovadores. Esta monografia busca trazer esses conceitos à área de negócios, simulando o comportamento do mercado imobiliário da cidade de Ribeirão Preto-SP de uma forma mais robusta: um sistema multimétodo que combine a utilização de macro e micro dinâmicas, integrando, dessa forma, sistemas dinâmicos e a modelagem de agentes. Os resultados prenunciam haver ciclicidade no mercado imobiliário local, diante a complexa dinâmica de três subsistemas, a dinâmica populacional e suas estruturas limitantes, a dinâmica de moradias e suas estruturas de retroalimentação e a dinâmica da especulação e seus tipos de agentes. O modelo cíclico resultante é condizente com as delineações de modelos encontrados na literatura.

Palavras-chave: simulação; sistemas complexos; dinâmica de sistemas; modelagem de agentes; mercado imobiliário.

ABSTRACT

BARBI, Alex Quintino. **Multimethod Simulation: Integrating system dynamics and agent based modelling: application to the real estate of Ribeirão Preto-SP.** 2015. 95 p. Monograph (Graduation in Management) - Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade de Ribeirão Preto, Universidade de São Paulo, Ribeirão Preto, 2015.

This work looks to the new approach of complex sciences, especially when it comes to non-existent analytical solution models. That way, it allowed problems to be modeled as complex and adaptive systems through the light of the complexity theory. The area of applied social science, which have until now enjoyed behind a huge amount of analytical approaches, with serious restrictions compared to real world, can now test their models by computational experiments, simulating dynamic, adaptive and innovative environment. This paper seeks to bring these concepts to the area of business and management, simulating the real estate market behavior of Ribeirão Preto, a city localized northeast of São Paulo, in a more robust way: a multimethod system that combines the use of macro and micro behavior, integrating both dynamic systems and agent based modeling. The results forecast cyclicity in the local real estate market, while modeled inside the complex dynamics of three subsystems: population dynamics and its limiting capacity, the housing one and its feedback system, and the speculation model, inside its types of agents. The resulting cyclic model is consistent with the delineations of models founded in the literature.

Keywords: simulation; complex system; system dynamics; agent based modeling; real estate behavior.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Modelagem em ambientes complexos.....	13
Figura 2 – Experimento de Lorenz.....	13
Figura 3 – Índice de Preços de Moradias nos EUA.....	20
Figura 4 – Disparidades de Preços de algumas cidades dos EUA.....	21
Figura 5 – Teoria dos Sistemas.....	25
Figura 6 – Experimento de Schelling.....	28
Figura 7 – Sistemas Espontâneos.....	29
Figura 8 – Atratores em Sistemas Complexos.....	29
Figura 9 – Estruturas Fractais.....	30
Figura 10 – Dinâmica de Sistemas.....	30
Figura 11 – Linguagem da Dinâmica de Sistemas.....	33
Figura 12 – Dinâmica da Retroalimentação.....	34
Figura 13 – Sistemas de estoques e fluxos.....	35
Figura 14 – Modelo de Dinâmica de Sistemas com atrasos.....	36
Figura 15 – Simulação do modelo sem atraso.....	37
Figura 16 – Simulação do modelo com atraso.....	37
Figura 17 – Diagrama de Estados em Modelagem de Agentes.....	46
Figura 18 – Espaços para Modelagem de Agentes.....	46
Figura 19 – Topologias de redes para Modelagem de Agentes.....	47
Figura 20 – Arquiteturas da Modelagem Multimétodo (MM).....	51
Figura 21 – Exemplos de arquiteturas MM: gatilhos.....	52
Figura 22 - Exemplos de arquiteturas MM: fluxos.....	52

Figura 23 - Exemplos de arquiteturas MM: diagramas e DS.....	53
Figura 24 - Exemplos de arquiteturas MM: funções.....	53
Figura 25 - Exemplos de arquiteturas MM: gatilhos e fluxos.....	54
Figura 26 – Modelo de Hong-Minh e Strohhecker.....	57
Figura 27 – Modelo de Sterman.....	58
Figura 28 – Modelo de Özbaş, Özgün e Barlas.....	59
Figura 29 – Modelo de Leoneti, Giorgetti e de Matos.....	60
Figura 30 – Modelo de Borshchev.....	61
Figura 31 – Modelo de Benenson (2004)	61
Figura 32 – Modelo de Filatova, Parker e van der Veen (2009)	62
Figura 33 – Volatilidade em Gilbert, Haekswoth e Swinney (2009)	63
Figura 34 – A leniência de Ge (2013)	65
Figura 35 – A volatilidade de Ge (2013)	65
Figura 36 – O reforço nos resultados de Shen et. al (2014)	66
Figura 37 – Metodologia do Modelo Populacional.....	69
Figura 38 – Funções do Modelo Populacional.....	70
Figura 39 – Histórico do PIB de Ribeirão Preto.....	71
Figura 40 – Histórico do PIB do Brasil.....	72
Figura 41 – Funções imigração e emigração.....	72
Figura 42 – Metodologia do modelo adaptado de Leoneti, Giorgetti e de Matos.....	73
Figura 43 – Produto Interno Bruto.....	77
Figura 44 – Diagrama causal simplificado.....	78
Figura 45 – Simulação: Nascimentos e Mortes.....	79

Figura 46 – Simulação de fluxos imigratórios.....	79
Figura 47 – Simulação populacional.....	79
Figura 48 – Simulação de oferta e demanda por moradias.....	80
Figura 49 – Simulação das demandas especulativas e seus parâmetros.....	80
Figura 50 – Simulação da demanda especulativa total.....	81
Figura 51 – Simulação dos preços atualizados.....	81
Figura 52 – Simulação dos preços esperados.....	81
Figura 53 – Simulação da evolução dos preços.....	82
Figura 54 – Preços obtidos no FIPEZAP.....	83
Figura 55 – Análise de sensibilidade I.....	84
Figura 56 – Análise de sensibilidade II.....	84
Figura 57 – Análise de sensibilidade III.....	85
Figura 58 – Análise de sensibilidade IV.....	85
Figura 59 – Análise de sensibilidade V.....	85

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Paradigmas da simulação.....	42
Tabela 2 – Parâmetros da simulação.....	78

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO	14
1.1 Justificativa	20
1.2 Objeto de Pesquisa	24
1.3 Objetivo da Pesquisa.....	25
1.3.1 Objetivos Específicos.....	25
2.1 Sistemas Dinâmicos (SD) e Dinâmica de Sistemas (DS)	26
2.2 Sistemas Dinâmicos (SD)	27
2.3 Sistemas Complexos (SC)	29
2.4 Dinâmica de Sistemas (DS)	32
2.5 Modelagem Baseada Em Agentes (MBA).....	41
2.6 Modelagem Multimétodo (MM).....	50
2.7 A Modelagem da Dinâmica de Sistemas no Mercado Imobiliário	55
2.8 A Modelagem Baseada em Agentes no Mercado Imobiliário	61
3. METODOLOGIA – O MODELO MULTIMÉTODO.....	68
3.1 Modelagem Populacional	68
3.2 Modelagem do Setor Imobiliário	73
3.2.1 Adaptação do modelo original de Leoneti, Giorgetti e de Matos (2014).....	73
3.2.2 Adaptação da especulação de Dieci e Westerhoff (2012, 2013).....	74
4. RESULTADOS	78
4.1 Análise de sensibilidade.....	83
5. CONCLUSÕES E ESTUDOS FUTUROS	86
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	88

1. INTRODUÇÃO

Muitas das vezes não conseguimos achar boas soluções por experimentação com objetos ou mesmo em decisões em ambientes de negócios, de forma que a modelagem é uma das maneiras para se idealizar problemas complexos que aparecem em ambientes reais (BORSHCHEV, 2013). Esta ferramenta permite mudarmos do mundo real ao mundo dos modelos. A partir do modelo, ou mesmo enquanto construindo o modelo, podemos explorá-lo para entender sua estrutura e comportamento, testá-lo mediante várias condições para comparar diferentes cenários. Quando uma solução é encontrada, mapeamos essa solução ao mundo real. Nesse sentido, este processo é considerado mais uma arte do que uma ciência. (BORSHCHEV, 2013; BONABEAU, 2002; AXELROD, 1997; MILLER; PAGE, 2007). A figura 1 representa uma descrição visual desse processo.



Figura 1 - Modelagem em ambientes complexos. Fonte: BORSHCHEV (2013, p. 25).

Existem, basicamente, dois métodos de modelagens: a modelagem analítica e a por simulação. A síntese da solução analítica é a de que para solucionar problemas é preciso subdividi-los em problemas menores. Supõe-se que uma vez solucionados os problemas menores estará solucionado o maior. A antítese (a simulação) parte do fato de que normalmente a soma das partes é diferente do todo, além de que pequenas alterações nas condições iniciais de um sistema podem levar a resultados muito divergentes. Neste caso, cita-se o trabalho de Edward Lorentz que, em 1961, estava modelando doze equações que simulariam o tempo.

Quando durante seu trabalho tentou recomeçar do meio, sem perder tudo que havia feito, Lorenz chegou a uma estranha conclusão. O modelo havia se distanciado da solução inicial, mesmo com a semelhança das condições iniciais (STEWART, 1989). A figura 2 ilustra esse processo.

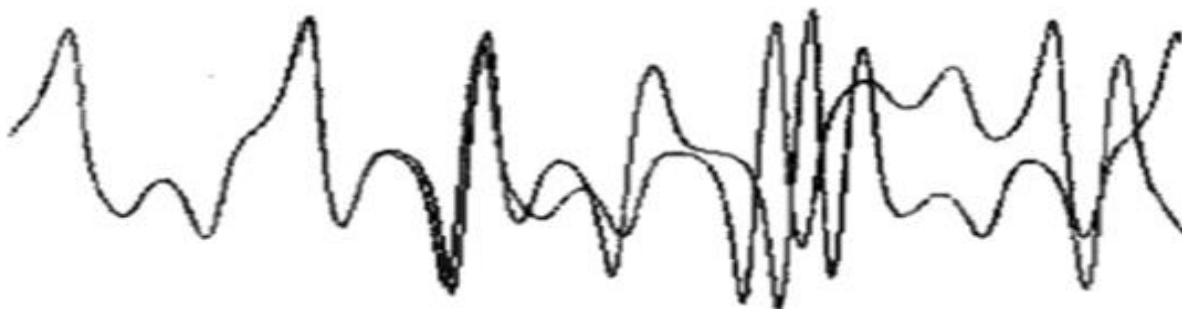


Figura 2 - Experimento de Lorenz. Nota-se a mudança no sistema diante a diferença nas condições iniciais de apenas 0,000127. Fonte: Stewart, I. (1989, p. 141).

Dentre os métodos analíticos, destacam-se a estatística, a pesquisa operacional e a teoria dos jogos. Segundo Bernstein (1997, p. 77), “a palavra estatística deriva-se da análise de fatos quantitativos sobre o Estado”. Rao (1999) indica que a estatística estuda prioritariamente a quantificação da incerteza, mediante a análise de dados. Stigler (1986) aborda como a moderna estatística se define, iniciando-se com os trabalhos do astrônomo e físico Adrien-Marie Legendre e mais tarde com os do matemático Carl Frederich Gauss. O risco também é parte inerente à estatística desde seus primórdios. Bernstein (1997, p. 338), elucida a história dessa temática em que Cardano, jogador do Renascimento, seguido de Pascal, Fermat, os monges de Port-Royal, os pastores de Newington, o homem das probabilidades, Daniel Bernoulli, do não menos normal Gauss, dos irreverentes Quetelet e von Neumann, passando por Morgenstern, Moivre, Knight, chegando aos modernos Black, Scholes, Arrow e Markowitz; todos transformaram o que era responsabilidade divina e aleatoriedade em previsões que ajudaram a desenvolver a sociedade.

As grandes áreas da estatística permeiam: a Estatística Descritiva, a qual descreve conjuntos de dados, a Amostragem e Inferência Estatística, que estudam a estimação de parâmetros de uma população tanto quanto a prova de hipóteses, a Estatística não-Paramétrica, que desvincula os testes de inferência dos requisitos de normalidade (SIEGEL, 1956), a Regressão, que tem como base a previsão de uma variável dependente a partir de seus componentes independentes, a Análise Multivariada, em que mais de duas variáveis são analisadas simultaneamente, a qual é separada em duas subáreas, as técnicas de dependência e de interdependência (HAIR et. al., 2009; CORRAR, L.J., et. al., 2012), e, finalmente as Séries

Temporais que estudam o comportamento de dados ao longo do tempo, normalmente utilizando simplificações, como a estacionariedade (WOOLDRIDGE, 2008). A Estatística Computacional, como os modelos de redes neurais e inteligência artificial (IA), também vêm ganhando importância, com ênfase na estatística observacional e empírica (MOORE, D., 1992).

Em uma outra abordagem, destacam-se os esforços empenhados na modelagem de problemas mais complexos pela Pesquisa Operacional (PO). Segundo Hiller e Lieberman (2013), a PO envolve modelos de operações. Ainda segundo os autores, essa ciência aplica conceitos de várias áreas do conhecimento a problemas que surgem da condução de áreas como as estratégicas e de operações. A busca pelo equilíbrio ótimo de uma solução é parte fundamental dos algoritmos existentes em PO. Dentre suas grandes áreas, citam-se: os Problemas de Programação Linear, Inteira e Mista que descrevem problemas com funções lineares, os Problemas de Transporte e de Designação, que envolvem como transportar mercadorias de maneira otimizada e da alocação de recursos a tarefas, respectivamente (HILLER e LIEBERMAN, 2013). Já os Problemas de Programação Dinâmica abordam a combinação de decisões interligadas, por meio de heurísticas, enquanto que os Problemas de Programação Não Linear lidam com parâmetros e funções não lineares. Ainda uma outra área de estudo da PO são os modelos para Tomada de Decisão em Condições de Incerteza, utilizando meta-heurísticas, árvores de decisão e cadeias de Markov, que são processos estocásticos (HILLER e LIEBERMAN, 2013).

Os métodos multicritérios de análise de decisão (MMAD) surgem como alternativa à tomada de decisão com avaliações subjetivas e/ou imprecisas. A ideia é que sejam geradas matrizes com diferentes objetivos e pesos, que evidenciem as subjetivas decisões envolvidas na escolha. Os modelos de referência surgem com os métodos do *Analytic Hierarchy Process* (AHP), passando pelos de *Measuring Attractiveness by a Categorical Based Evaluation Technique* (MACBETH), *Preference Ranking Organization Method for Enrichment Evaluations* (PROMETEE) e *Elimination et Choix Traduisant la Réalité* (ELECTRE). Essas variações referem-se a métricas de concordância/discordância e consistência/inconsistência das decisões (GOMES; MOREIRA, 1998; VILAS BOAS, C. L., 2006).

Uma outra abordagem analítica foi proposta por von Neumann e Morgenstern. Utilizando como referencial as expectativas lineares individuais de utilidade, numa abordagem unilateral, fundamentaram a Teoria dos Jogos (NEUMANN, J.; MORGENSTERN, O., 1944). Posteriormente, John Nash propôs as possibilidades de jogos cooperativos e não cooperativos, diferenciando da fundamentação unilateral de von Neumann e Morgenstern (NASH, J., 1953).

De acordo com Easley e Keinberg (2010), a teoria dos jogos é designada na dinâmica em que a própria tomada de decisão individual depende do macroambiente e de como outras pessoas tomam decisões, processo este que ocorre de maneira interativa. Os ingredientes básicos da técnica são os jogadores, as estratégias e as matrizes de utilidade (do inglês, *payoff*). Os ditos Jogos Dinâmicos partem do princípio de que os jogos são feitos simultaneamente e os jogadores se adaptam devido à interação conforme se aumentam as iterações. Uma nova abordagem são os jogos evolucionários, baseados em como as micro interações dependem do macro ambiente. (EASLEY; KLEINBERG, 2010).

Os métodos analíticos podem se tornar limitados para algumas aplicações. Por exemplo, na solução de um sistema logístico, utilizando parâmetros como tempo de viagem, de carga e descarga, manutenção, possibilidades de falhas mecânicas ou restrições externas, ter-se-iam dificuldades para encontrar uma solução analítica. Cada evento dependerá de uma sequência prévia de comportamentos desse sistema. Além disso, esse sistema pode ter comportamento não linear, possuir “memória”, ser acometido de influências não intuitivas entre as variáveis e todas as acima combinadas com certo grau de incerteza diante de grande quantidade de parâmetros (BORSHCHEV, 2013).

Outro exemplo do poder limitante dos modelos analíticos diz respeito à teoria das filas, uma abordagem matemática para analisar sistemas com filas e parâmetros como tempo de espera e de serviço. Considerando uma fila de banco, em que as chegadas seguem uma distribuição de Poisson com média μ clientes por hora e o tempo de serviço uma distribuição exponencial com média μ clientes por hora, na presença de apenas um caixa, esse sistema é tratável (LITTLE, 1961). Neste caso, se o tempo de serviço tiver uma distribuição arbitrária, a solução analítica deriva da formulação de Pollaczek-Khinchine. No entanto, agora supondo-se a existência de três caixas. A solução começa a ficar complexa, sendo definida pelo modelo M/M/K, e ainda somente em caso de distribuição exponencial. Para qualquer outro incremento neste sistema, não há nenhuma solução analítica, somente aproximações (BORSHCHEV, 2013; KINGMAN, 2009). Ressalta-se que um sistema de um banco real é muito mais complexo que isso. Por exemplo, algumas transações podem ser feitas por somente alguns tipos de funcionários, outras vezes, o cliente é transferido para outra área, ou ainda que alguns empregados podem apresentar desempenhos diferentes. Por essas razões, uma outra abordagem foi proposta: a simulação computacional.

Segundo Borshchev (2013), o outro ramo da modelagem é a simulação computacional, sendo os principais métodos: a dinâmica de sistemas (DS), a modelagem por eventos discretos

(MED) e a abordagem dos sistemas baseados em agentes (MBA). Neste primeiro método (DS), “*Industrial Dynamics*” e “*Limits to Growth*” anteciparam um novo e participativo modelo para modelar e simular sistemas. (MORECROFT, 2007, p. 5). Forrester (1958) em “*Industrial Dynamics*” tinha em mente definir como que pequenas mudanças nas vendas podem causar grandes desvios na cadeia produtiva, como que a redução do tempo das tarefas administrativas falham em melhorar significativamente as decisões, como os administradores de fábricas se encontram sempre produzindo mais do que está sendo vendido e como uma política de propaganda pode ter efeitos de alta magnitude. Já Meadows et. al. (1972), em “*Limits to Growth*” desenvolveram um modelo populacional sob economia com recursos limitados. O modelo sustentou cinco principais tendências de interesse global – a industrialização acelerada, o rápido crescimento populacional, a fome generalizada, o esgotamento de recursos não renováveis e um possível retrocesso econômico¹. A ideia inicial era utilizar as leis da física para investigar a dinâmica de organizações, da economia e dos sistemas sociais. Assim surgiu a dinâmica de sistemas (DS) como sendo um sistema de equações diferenciais de ao menos primeira ordem (não lineares), em que X é um vetor de estoques, P é uma série de parâmetros e F é uma função de valor de vetor não linear, como apresentado na equação 1 (BORSHCHEV, 2013).

$$\frac{\partial(X)}{\partial t} = F(X, P) \quad (1)$$

Já a modelagem por eventos discretos (MED) é tão antiga quanto a DS. A abordagem remete ao livro “*An Interpretive Simulation Program Estimating Occupancy and Delay in Traffic-Handling Systems Which are Incomplete*” (1961)². Basicamente a modelagem gira em torno de processos nos quais as transações são elaboradas por recursos. Desta maneira, cada processo é visto de forma desagregada, em que cada transação é representada por uma unidade de recurso. Esse processo difere da abordagem anterior, na qual a visão geral é de agregar objetos individuais (BORSHCHEV, 2013). A conhecida simulação de Monte-Carlo utiliza esse conceito de eventos discretos estocásticos (HAMMERSELEY, 1964).

A sistemática da modelagem por agentes (MBA) é a mais nova das três e nos remete à “*Models of Segregation*”, escrito por Schelling em 1969 (BORSHCHEV, 2013). Schelling,

¹As críticas iniciaram-se na falta de “empirismo” dos modelos (ver NORDHAUS, 1973).

² A ideia deste artigo foi a de utilizar a programação multi-nível para designar um sistema em tempo real (ver GORDON, G., et. al., 1961).

mesmo sem o auxílio de computador, conseguiu desenvolver comportamentos emergentes de segregação racial em um tabuleiro (SCHELLING, 1969). Fundamentalmente, a abordagem de agentes nos permite desagregar o sistema e trabalhar com uma abordagem “*bottom up*”, ou seja a partir do conhecimento da unidade, pode-se auferir hipóteses sobre o agregado (PYKA, A.; FAGIOLO, G., 2007). Modelos de agentes partem da fundamentação de que a soma das suas partes individuais não é igual ao todo, sendo que cada agente tem seu sistema de regras e responsabilidades (NORTH, M.J; MACAL, C.M., 2007, p. 11). Borshchev (2013) pondera que mesmo que não se conheça como um sistema funciona ou nem mesmo as variáveis chave, pode-se ter uma ideia a respeito do processo de interação dos agentes. Esta abordagem vai de encontro ao processo proposto pela Dinâmica de Sistemas, em que o grau de abstração é maior. Nesse sentido, Axelrod (1997) aborda que a ideia crucial dessa metodologia é utilizar a computação como um ferramental para desenvolver teorias do comportamento de agentes, fornecendo múltiplas intuições em vez de tentar provar teoremas.

Frequentemente, problemas mais complexos não podem ser completamente modelados por apenas um tipo de paradigma. Assim, as arquiteturas de sistemas multi-métodos foram propostas. A primeira estrutura envolve agentes em ambiente de dinâmica de sistemas, em que as decisões dos agentes dependem dos valores das variáveis da DS. A segunda refere-se a agentes que interagem com processos, nos quais, por exemplo, um sistema de serviços pode ser modelado por eventos discretos mediante um fluxo de procedimentos, como ocorre em um *call center*, onde os clientes e atendentes que reagem a estes processos são modelados por agentes. A terceira estrutura é baseada em processos relacionados com dinâmica de sistemas. Por exemplo, aspectos de demanda e oferta de produtos numa economia podem ser modelados por DS, enquanto os processos dentro de uma fábrica por eventos discretos. A próxima alude à dinâmica de sistemas dentro de agentes. Nessa dinâmica, pode-se definir projetos como sendo agentes e a política de investimentos, através de programas de pesquisa e desenvolvimento, por DS. Por conseguinte, ainda é possível a estrutura de processos dentro de agentes, onde estes possuem processos internos que são executados dentro de organizações, e neste caso, a regra de estado dos agentes depende da execução destes processos. Por fim, tem-se a metodologia de agentes que se tornam recursos de processos como se verifica num hospital, em que pacientes são tratados periodicamente, passando por diferentes áreas dentro de um sistema (BORSHCHEV, 2013).

A construção de um modelo para o mercado imobiliário também segue a mesma linha de raciocínio, sendo referenciados a modelos analíticos e posteriormente aos de simulação. De

acordo com Peiser, R. (2015, p. 1, tradução nossa) “o desenvolvimento dos mercados imobiliários é o processo através do qual as cidades são construídas. Deriva-se deste mercado todo o conceito de projeto e construção de valor: design, finanças, aspectos de direito e garantias, construção, financiamento e operações”. Assim, o mercado imobiliário é delineado principalmente por ações de partes interessadas. Essa dinâmica pode influenciar diretamente as ações dos agentes, assim definida por Batty (2009) em sua expressão, ‘cidades como organismos e não como máquinas’.

1.1 JUSTIFICATIVA

A primeira abordagem analítica de precificação no mercado imobiliário foi a abordagem dos preços hedônicos. Segundo Rosen, S. (1974), a abordagem dos preços hedônicos é definida como sendo uma função que relaciona o preço do bem adquirido a suas características implícitas (os preços implícitos de atributos), implicando que deverá haver um equilíbrio de mercado. Estudos quantitativos, partindo da abordagem dos preços hedônicos, foram delineados: Malpezzi (1999), estudou 133 regiões dos EUA. Sua intenção era observar relações entre preços hedônicos, regulação de mercado e propriedades formais e informais. Anglin (2006) utilizou um modelo com três atrasos (*lags*), definindo como parâmetros a média de crescimento dos preços das moradias, o índice de inflação, as taxas de hipotecas e a de desemprego. Já Case e Shiller (2003) utilizaram a renda *per capita* média, custos reais de construção civil, população adulta, taxa de imposto e construção de novas moradias, desenvolvendo o índice Case-Shiller. Ainda, Hatemi-Ja et. al., (2014), por meio de outras técnicas como o ICAPM e *bootstrap*, verificaram que países acabaram por se diferenciarem quanto à integração global de seus mercados imobiliários, mas esse fenômeno não foi estudado *a posteriori*.

Algumas críticas foram impostas a estes e outros modelos analíticos. Fair (1971) já alertava para a dependência dos modelos econométricos em modelar ‘equilíbrios’, entendendo que os modelos ora trabalhados falhavam em obter os benefícios dos avanços da área nas últimas décadas. Múltiplas dimensões, sistemas não lineares (ver FORRESTER, 1970; FAIR, 1971; WHEATON, 1999; HIANG; WEBB, 2007), interações entre agentes e emergência de comportamentos (ver SCHELLING, 1969; BATTY, 2005, 2009, 2011) são possíveis fenômenos em que os modelos estavam falhando. Todos esses conceitos levariam a uma dificuldade na obtenção de um equilíbrio de mercado, pressuposto básico dos modelos ora

explicitados (WANGA X.; WANGA Y., et. al., 2014). Assim, novas abordagens de simulação foram propostas para modelar o mercado imobiliário.

O professor Forrester (1970) foi o pioneiro na simulação das dinâmicas das cidades com modelos de DS. Seu trabalho mostrou como as políticas atuais de desenvolvimento de cidades poderia ocasionar uma queda na qualidade de vida nessas regiões. Wheaton (1999) utilizou a metodologia de estoques e fluxos para mostrar que oscilações no mercado imobiliário poderiam ser encontradas caso a oferta fosse mais elástica que a demanda, o atraso do desenvolvimento, longo e, a durabilidade dos ativos, baixa. O professor do Instituto de Tecnologia de Massachusetts John Sterman (2000) simulou, pioneiramente, o comportamento do mercado imobiliário de Chicago por dinâmica de sistemas. O modelo computacional é baseado em três principais dinâmicas: a demanda por novos espaços, a oferta de novas construções e a especulação, influenciadora direta no controle da oferta. Já Hong-Minh e Strohhecker mostraram, a partir da DS, que o lado da oferta do setor de construção mostra também oscilações, enquanto Özbas, Özgün e Barlas (2014) delinearam como essas oscilações advêm apenas de dinâmicas endógenas e não de políticas exógenas. Outros autores aventuraram-se a modelar esse mercado de outra maneira. Ge J. (2014) desenvolveu um modelo espacial de agentes para o mercado imobiliário, na tentativa de desvendar como negociações entre compradores, vendedores e bancos podem levar a uma bolha imobiliária, descobrindo que o fator de leniência dos bancos pode ser um possível causador. Filatova, Parker e van der Veen (2009) foram ainda mais profundos nos comportamentos dos agentes, separando a própria compra/venda da intenção de comprar/vender, adaptando o modelo prévio de Alonso/Von Thünen de correlação espacial. Shen et. al. (2014), simularam o mercado imobiliário via um sistema multiagente em redes bayesianas de tomada de decisão, porém os resultados foram estatisticamente fracos. Gangel; Seiler e Collins (2011) estudaram o efeito do contágio em relação ao tempo de execução de hipotecas no mercado, simulando efeito cascata contra tempo. Gilbert, Haeksworth e Swinney (2009) modelaram um sistema de agentes baseado em parâmetros de utilidade, caracterizando o mercado de Londres, encontrando processos de segregação e formação de conglomerados, ratificando Schelling. Novos delineamentos caracterizaram a inserção de um sistema de localização geográfica (*GIS*, sigla em inglês). Feitosa, F.F. et al. (2012) utilizaram a abordagem para emergência de fenômenos de segregação urbana, como o surgimento de favelas. Benenson (2004) também descobriu grandes aglomerados de árabes/judeus na cidade de Tel-Aviv e concluiu como esse agrupamento caracterizou o comportamento daquele mercado imobiliário.

Segundo Shiller (2005), o mercado imobiliário apresenta os mesmos ciclos de especulação que outros mercados. Esses ciclos são na maioria de difícil entendimento. Alguns fatores podem estar associados ao aumento da população e a falta de espaço, outros a custos de construção e serviços, ou ainda as baixas taxas de juros. A figura 3 coloca em conjunto todos esses fatores.

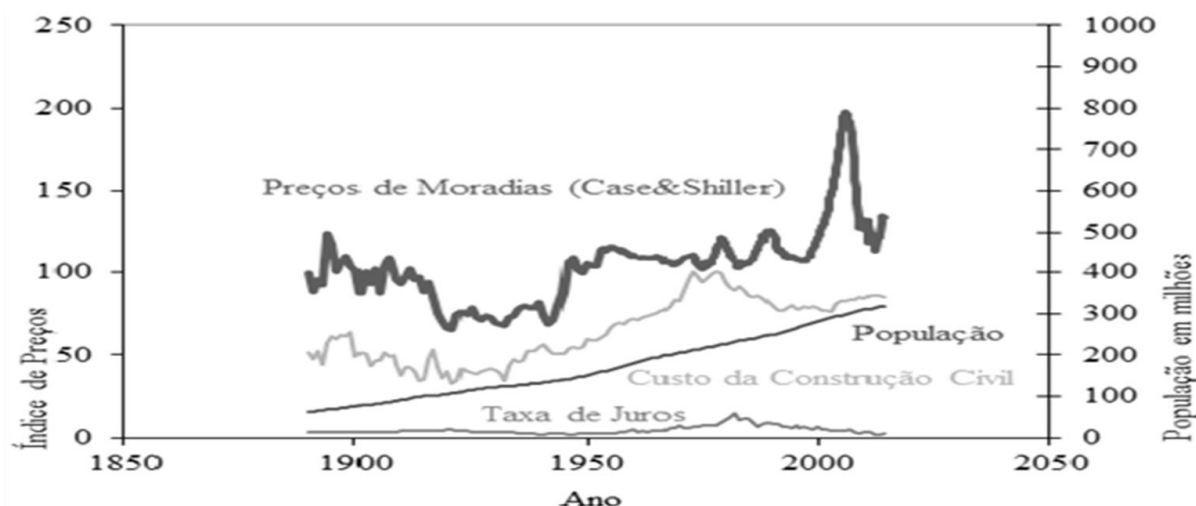


Figura 3 - Preços das Moradias (variação de preços), Custos de Construção Civil, População e Taxa de Juros (1890-2004). Adaptado de Shiller (2005, p. 13). Nota-se ciclos de alta seguidos de correção.

A primeira teoria refere-se à falta de espaço para crescimento, no entanto vê-se que a população cresce de maneira constante e gradual. A segunda teoria advém dos preços dos itens e serviços da construção civil, porém esses custos não estão fora da linha de tendência de longo prazo. A terceira análise parte do fato de que taxas de juros baixas poderiam ser a causa desses ciclos, sendo que neste caso os bancos centrais as cortaram inúmeras vezes na história, e nunca essas ações produziram eventos dessa ordem. As mudanças no comportamento dos preços das moradias (mudança extrema de volatilidade da linha azul na figura 3) é um sinal de que deve haver uma mudança no comportamento do funcionamento dos mercados imobiliários, um desalinhamento entre valor e preço da propriedade, em um ambiente de intensa atividade de especulação (SHILLER, 2005). A figura 4 ainda mostra como a evolução dos preços de cidades dos Estados Unidos, Washington, Cleveland, Atlanta, Chicago e Nova Iorque se diferenciaram ao longo do tempo.

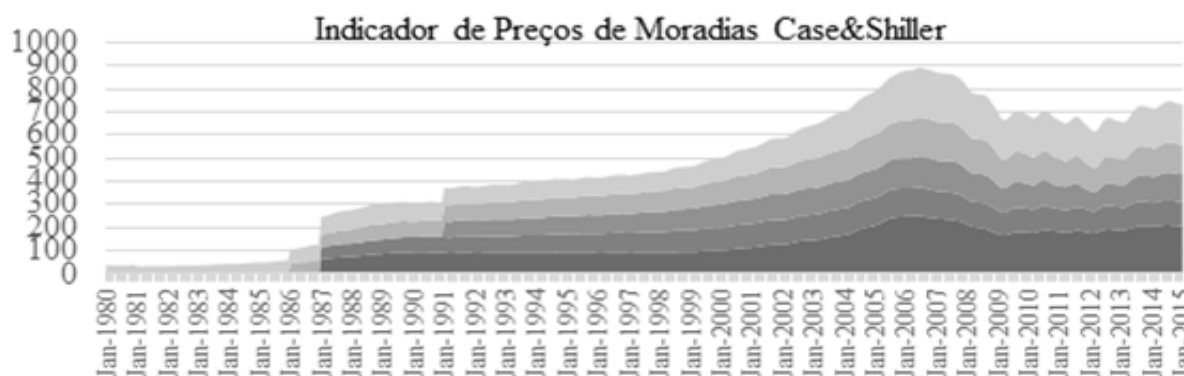


Figura 4 - Índices para as cidades (de baixo para cima): Washington, Cleveland, Atlanta, Chicago e Nova Iorque. Adaptado de S&P/CASE-SHILLER U.S. National Home Price Index. Base = 100

No Brasil, o mercado imobiliário ainda é pouco estudado. Partindo de uma pesquisa no sítio de artigos e periódicos da Scientific Eletronic Library Online (SCIELO), referenciada a “mercado imobiliário, brasileiro”, podemos citar algumas tentativas de análise mais concreta do setor de moradias brasileira: Bezerra et al. (2013) estudaram a evolução de preços de moradias na cidade de Natal-RN. Os autores utilizaram preços *spot* (mercado primário) e preço *forward* (proxy dos preços de imóveis na planta), ressaltando que quanto maior a diferença entre os dois, maior a probabilidade de uma bolha. Hermann e Haddad (2005) utilizaram a abordagem dos preços hedônicos e correlação espacial para encontrar características semelhantes de valor entre as moradias na cidade de São Paulo-SP. Com o uso de regressão, encontraram que proximidade de estações de trem, a presença de áreas verdes e o zoneamento exclusivamente residencial valorizam os preços de imóveis, enquanto que a criminalidade os reduz. Já Fávero (2011) modificou o modelo de preços hedônicos original (ver Rosen, 1974) e introduziu as variáveis multiníveis, como as de imóveis, as regionais e distritais e das zonas comerciais. O estudo identificou relações entre as variações de preços nos imóveis e variações nas características dos distritos no município de São Paulo-SP. Arraes e Sousa Filho (2008) avançam no modelo hedônico no município de Fortaleza-CE, utilizando quatro principais fatores de precificação: aspectos físicos, locais, econômicos e financeiros. Este último utiliza o custo de oportunidade do imóvel e o risco locacional de vacância. Os resultados mostraram que há divergência em relação às características de valor de moradias tradicionais e àquelas ditas como especulativas. Verifica-se, portanto, que a análise do setor imobiliário brasileiro, é quase em sua totalidade, feita por preços hedônicos. Não se conhece de maneira mais estruturada, os processos endógenos de formação de oferta e demanda de moradias, nem os efeitos da especulação, ainda menos como funcionam os efeitos dependentes de perturbação estocástica (efeitos exógenos), bem pouco de como são amplificados os efeitos de

retroalimentação entre variáveis e quase nada de como a dinâmica do microambiente/macro ambiente interfere no macroambiente/microambiente, quando da interação entre os diversos agentes³. Mais do que procurar parcimoniosas maneiras de testar preposições, a ideia é que devemos construir modelos que considerem o funcionamento das cidades, não mais em torno de médias e agregados, participantes da visão de “cidades como máquinas”, mas sim, do entendimento das cidades definidas em “cidades como organismos”, na medida que os modelos possam ser desagregados ao nível individual, ou ao menos a um método holístico e representativo da realidade dos processos, que, muitas das vezes não são completamente entendidos de maneira plausível. A ciência complexa, através de conceitos como a escalabilidade, a similaridade autoorganizada e as estruturas de não-equilíbrio, mudou o conceito de sistemas e indivíduos, transformando o modo de como fazemos ciência hoje e no futuro (BATTY, 2009).

Portanto, a criação de um modelo dinâmico simples, mas condizente com a realidade da complexa estrutura das cidades brasileiras, atentando-se às suas dinâmicas não lineares, deve motivar o estudo para este e para os próximos trabalhos na área. Finalmente, é sabido que o Brasil vive um momento de forte turbulência no cenário econômico, e há preocupações em relação à continuação da escalada de preços vistas nos últimos anos. No Brasil, há poucos trabalhos nessa temática. Um exemplo recente é a metodologia abordada por Leoneti, Giorgetti e de Matos (2014), adaptada do modelo de Sterman (2000), introduzindo uma variável de controle endógena, o Índice de Mercado Imobiliário, que reflete o comportamento dos preços dos imóveis e a disponibilidade de moradias. Devido às suas características práticas, o modelo será o ponto de partida deste trabalho.

1.2 OBJETO DE PESQUISA

A cidade de Ribeirão Preto (RP), localizada no nordeste do Estado de São Paulo, foi fundada em 1856 e teve seu desenvolvimento inicial quando da expansão cafeeira durante a década de 1870, avançando de forma mais expressiva nas duas décadas posteriores. Nesse período houve um processo de retalhamento e aglutinação de terras para formação de grandes propriedades. Nesta época, os bens urbanos representavam cerca de 26% do total das escrituras, enquanto os bens rurais pouco menos de 75%. Segundo Marcondes e Oliveira (2013), dois

³ Ver BATTY (2005; 2009).

episódios de boom dos negócios urbanos aconteceram entre 1912 e 1914 e em 1925, como forma de desenvolvimento dos serviços referentes à economia cafeeira, da vida religiosa e da administração pública municipal. Os preços da época mostram, ainda, uma relativização unitária entre preços de imóveis rurais e urbanos a partir do início do século XX. Assim, a partir de 1930, a urbanização já se mostrava bastante notória (MARCONDES; OLIVEIRA, 2013).

Segundo dados do IBGE (2010), Ribeirão Preto-SP contava, em 2010, com aproximadamente 605 mil habitantes (99,75% urbana). A população economicamente ativa contabilizava 317 mil pessoas, sendo em torno de 243 mil empregados. Seu PIB em 2012 era de pouco mais de 20 bilhões, resultado do setor de serviços (84%), seguido pela indústria (15,5%) e pela agropecuária (0,5%). Na questão dos domicílios, a cidade possuía em 2010, pouco mais de 195 mil domicílios. Destes, 89% deles estavam ocupados, sendo em torno de 19% edifícios, 78% casas e 3% outros tipos. Ao redor de 45% possuíam dois dormitórios, 27% contavam com um, 24,5% com três e 3,5% deles com quatro ou mais, enquanto a média de moradores por domicílio era 3,07. Além disso, o valor do rendimento nominal médio mensal dos domicílios urbanos ficou em torno de R\$ 4.051,00, o que levaria a média de renda dos moradores para em torno R\$ 1.320,00. A cidade possui boa qualidade de vida, segundo o Índice de Desenvolvimento Humano de 0,805, considerado ‘muito alto’ (IBGE, 2010).

1.3 OBJETIVO DA PESQUISA

Este trabalho é uma pesquisa aplicada, que tem como objetivo, adaptar e desenvolver um método de simulação aplicado ao estudo exploratório do setor imobiliário de Ribeirão Preto-SP, do qual, fundamenta-se em integrar as novas abordagens da Dinâmica de Sistemas e da Modelagem Baseada em Agentes a fim de mimetizar o comportamento do mercado local.

1.3.1 Objetivos Específicos

O objetivo específico deste trabalho é obter um modelo que tente explicar os ciclos do mercado imobiliário, como a [1] formação de ciclos de alta e baixa de preços, [2] os processos

endógenos de formação de ‘bolhas imobiliárias’⁴, bem como ser útil no [3] conhecimento sobre as interdependências entre as diversas variáveis envolvidas neste mercado.

2. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

A fundamentação teórica percorrerá alguns aspectos dos Sistemas Dinâmicos, da teoria dos Sistemas Complexos, da abordagem da Dinâmica de Sistemas, das inovações trazidas pela Modelagem Baseada em Agentes, na recente Modelagem Multimétodo e finalizando na revisão de literatura dessas metodologias aplicadas ao setor imobiliário.

2.1 SISTEMAS DINÂMICOS (SD) E DINÂMICA DE SISTEMAS (DS)

É importante, antes de mais nada, que sejam diferenciados dois importantes termos: a Dinâmica de Sistemas e os Sistemas Dinâmicos, que apesar de muito semelhantes, representam métodos e representações diferentes. Sistemas Dinâmicos (SD) e Dinâmica de Sistemas (DS) têm raízes e princípios em comum. Com o desenvolvimento da matemática, da física e da engenharia mecânica, introduziram-se o pensamento das dinâmicas que cada sistema possuía, iniciando assim os SD. A DS iniciou-se em meados de 1950, na busca por aplicações dos SD com finalidade diferente da original. DS e SD foram inevitavelmente separados, sendo que a primeira foi buscar aplicações nas ciências sociais, enquanto a segunda continuou seu escopo na engenharia e na física. Apesar de suas características semelhantes, SD e DS têm fins complementares. O primeiro busca entender a dinâmica das partes de um sistema, enquanto a segunda conhecer o comportamento do sistema em seu todo. Dado que o comportamento do sistema é diferente do comportamento de seus elementos, as duas modelagens carregam em si propósitos diferentes, mas objetivos comuns: estudam sistemas complexos (OSIPENKO, 2004). A figura 5, a seguir, apresenta as linhas de diferenciação e integração dos métodos apresentados nesta seção.

⁴ Segundo Shiller (2005), uma bolha imobiliária é uma situação em que novas subidas de preços entusiasмам os investidores, os quais, por meio de um contágio psicológico, amplificam o incremento dos preços. Completa que, mesmo sem ter real noções do real valor do investimento, investidores apostam no sucesso ou fracasso dos outros.



Figura 5 - Teoria dos Sistemas. Adaptado de Osipenko (2004).

2.2 SISTEMAS DINÂMICOS (SD)

Segundo Monteiro (2006, p. 41-43), “um sistema é dinâmico quando algumas grandezas que caracterizam seus objetos constituintes variam ao longo do tempo. [...] Para fazer isto é necessário conhecer como as coisas são e compreender as regras que governam as mudanças que ocorrerão”. Sabe-se que a variação de uma grandeza $x(t)$, num dado tempo t contínuo, é medida pela derivada $dx(t)/dt$, descrevendo o estudo de equações diferenciais. As classificações a seguir são definidas em Monteiro (2006).

Um sistema pode ser de tempo discreto ou contínuo, assumindo a primeira forma se $t \in \mathbb{Z}_+$, ou à segunda se $t \in \mathbb{R}_+$. As equações de diferenças (2) e (3) definem um sistema com parâmetros discretos. Este tipo de equação relaciona o valor de uma variável x no instante t a valores de x em outros instantes. Já um sistema de tempo contínuo é governado por equações diferenciais (4) e (5), um tipo de equação descrita em forma de derivadas da variável desconhecida.

$$x(t+1) - 2x(t) = 0 \quad (2)$$

$$x(t+3)x(t) - 3x(t-2) = 0 \quad (3)$$

$$\frac{dx(t)}{dt} - 4x(t) = 0 \quad (4)$$

$$\frac{d^3x(t)}{dt^3} + \tanh(\pi t)x(t) - 5t^2 = 0 \quad (5)$$

Quanto ao tipo de modelo, um sistema pode ser linear ou não linear. Uma equação diferencial é linear quando escrita como uma combinação linear de termos, por exemplo, $x(t), x(t+1), \dots, x(t+n)$, sendo a ponderação feita pelos coeficientes, a dizer, $a_j(t)$ ($j = 0, 1, \dots, n$). Se os coeficientes não são funções apenas da variável dependente, estes são sistemas não lineares. As equações (2), (4) e (5) são lineares, enquanto que a função (3) é não linear.

Ainda, os parâmetros podem ser fixos, quando os coeficientes são constantes, ou variáveis no tempo, se ao menos um coeficiente for função explícita do tempo t . A equação 5 refere-se a parâmetros variáveis enquanto as demais a parâmetros fixos.

Quanto à memória, um sistema pode ser instantâneo ou dinâmico. Num sistema dinâmico (com memória), a resposta num dado instante depende dos valores das entradas passadas. Monteiro (2006) mostra o exemplo de um capacitor de capacitância C , sendo $I(t)$ a corrente que chega ao capacitor, no instante t , conforme a equação (6), para qual é calculada a tensão ϑ no instante t .

$$\vartheta(t) = \frac{1}{C} \int_{-\infty}^t I(t) dt \quad (6)$$

Em princípio, para se calcular $\vartheta(t)$, parece ser necessário conhecer a corrente que fluiu para o capacitor em todo seu passado, de $-\infty$ até t . Entretanto, esta equação pode ser reescrita como:

$$\vartheta(t) = 1/C \int_{-\infty}^{t_0} I(t) dt + \vartheta(t_0) + 1/C \int_{t_0}^t I(t) dt = \vartheta(t_0) + 1/C \int_{t_0}^t I(t) dt \quad (7)$$

Dessa maneira, se determina $\vartheta(t)$ conhecendo o valor ϑ em algum instante t_0 e como I varia entre t_0 e t . Esse sistema é dinâmico, dado que $\vartheta(t)$ depende de $\vartheta(t_0)$, que por sua vez, é determinado a partir de $I(t)$ entre $-\infty$ até t_0 .

Quando finalmente definido o modelo, o modelador pode variar as entradas e introduzir perturbação, a fim de verificar o comportamento do sistema. Uma das desvantagens é que os SD são reducionistas, ou seja, reduzem o estudo das características um sistema por descrições matemáticas (OSIPENKO, L., 2004).

Quando um sistema dinâmico não linear apresenta constante evolução, sensibilidade às suas condições iniciais e tem comportamento não óbvio quando da interação entre as variáveis, resumindo, quando uma estratégia reducionista (dividir o sistema em pedaços menores ou o

tempo em fatias sucessivas) não puder ser utilizada, este pode ser chamado de Sistema Complexo (NUSSENZVEIG, H. M., 2003; MILLER; PAGE, 2007; ANDERSON, P.W., 1972). Anderson (1972) cunhou a expressão “mais é diferente”, no entendimento de que um sistema não é apenas mais do que a soma de suas partes, mas sim, diferente.

É no estudo da complexidade em que os conceitos dos sistemas dinâmicos se integram à dinâmica de sistemas. Nesta parte, alguns conceitos de Sistemas Complexos serão elucidados, para que então seja fundamentada a Dinâmica de Sistemas.

2.3 SISTEMAS COMPLEXOS (SC)

Um sistema é complexo se seu comportamento depende dos detalhes do sistema de uma maneira não óbvia e pequenas mudanças no sistema levam a grandes mudanças no comportamento (PARISI, 2002). Tais sistemas, em princípio, não podem ter seu comportamento a longo prazo avaliado facilmente (NUSSENZVEIG, H. M., 2003).

Miller e Page (2007), na tentativa de minimizar confusões, incluem algumas diferenças entre Sistemas Complicados (SCP) e Sistemas Complexos. Os primeiros são formados por inúmeros componentes independentes. Dessa maneira, se entendermos suas partes, podemos compreender o mundo. Esse tipo de sistema é diferente de SC (SC não são redutíveis). Estes últimos são interconectados e adaptativos (efeitos de retroalimentação e/ou “transição de fases”), robustos (são ‘marginamente estáveis’), produzem eventos extremos (por exemplo, aleatórios ou periódicos) e possuem auto-organização (sem controle central). Não há uma definição formal universal para SC, mas suas características podem ser observadas e mapeadas. Segundo Nussenzveig (2003), as características de Sistemas Complexos (SC) permeiam as seguintes proposições:

- É um sistema dinâmico em evolução constante, formado por grande número de unidades, sendo que cada unidade interage com um certo número de outras.
- Cada unidade produz uma resposta aos sinais que recebe das outras.
- O sistema deve ser adaptativo – em constante evolução – normalmente em função de experiências passadas (memória). Esta característica, retratada na figura abaixo, faz do sistema ser difícil de ser tratado matematicamente: a arquitetura básica do sistema muda à medida que este evolui e interage com o ambiente.

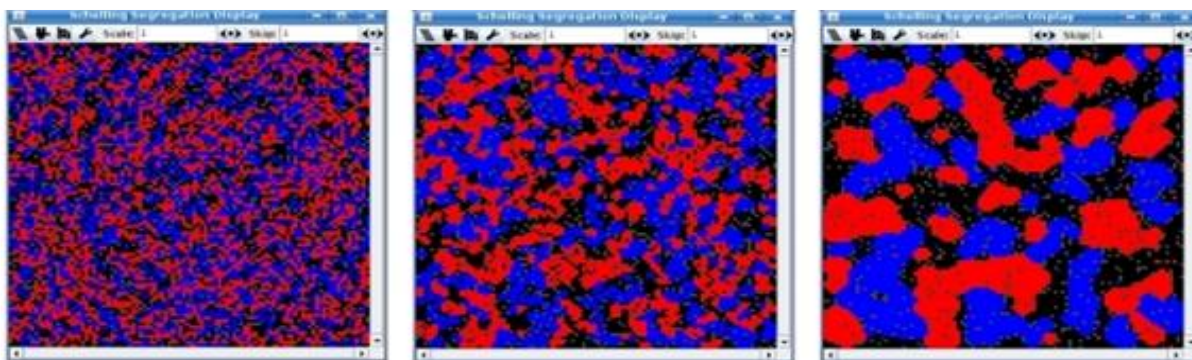


Figura 6 - Modelo de Schelling para diferentes parâmetros de segregação (varia com parâmetro de segregação [0;1]). Observa-se como emergem-se fenômenos de adaptação e evolução constante. Nota-se também que a interação entre os agentes é fundamental na produção do comportamento final do sistema (visto que cada unidade deve tomar decisões independentes). Fonte: SCHUTTE (2010).

- Podem haver funções de aleatoriedade – características do sistema podem ser distribuídas ao acaso. Podem ocorrer condições de ordem emergente, nesse sentido o sistema se auto organiza de forma espontânea, criando ordem a partir de um estado desordenado. Este limiar entre caos e ordem é chamado de fronteira ordem-caos. A figura a seguir ilustra como uma ordem espontânea pode emergir de um sistema teoricamente desordenado.

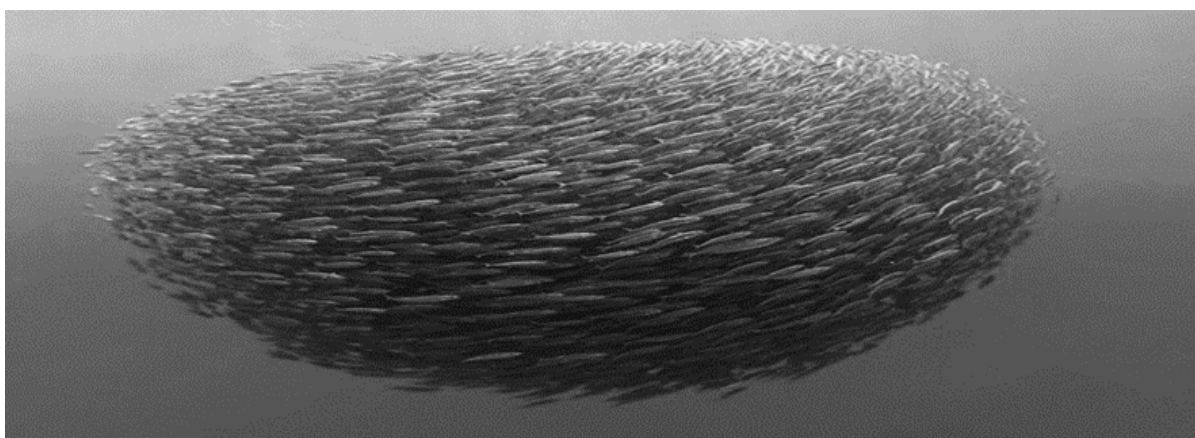


Figura 7 - Exemplo de sistema espontâneo de auto organização. Observa-se a importância da coordenação entre esses peixes. Essa nova ciência é chamada de ‘efeito enxame’ (*swarm theory*). Fonte: Álbum Visões da Terra – Repositório digital *National Geographic* (2013).

- Poderá haver atratores múltiplos: um ‘atrator’ de um sistema é uma situação para o qual muitos de seus possíveis estados iniciais tendem, após um tempo suficientemente longo. Pequenas perturbações podem levar o sistema de um a outro estado.
- Pode ocorrer a chamada ‘quebra de ergodicidade’: Ocorre quando o sistema fica ‘preso’ a um estado possível (p.e., um mínimo local), deixando de incorrer em outros. A figura abaixo, representando atratores de sistemas, representa como esse comportamento mostra ‘histerese’ (dependência temporal).



Figura 8 - Figura (a) representa um atrator único. Figura (b) representam atratores múltiplos. Nota-se como esse sistema determina histerese. Fonte: NUSSENZVEIG (2003, p. 12).

- Fenômenos do tipo “mais é diferente”. Mostra-se quando ocorrem propriedades coletivas emergentes, completamente novas. Mudanças abruptas no sistema são propriedades do conceito chamado de ‘transição de fase’ (fenômenos críticos). Esta transição é atingida pela evolução espontânea do próprio sistema, chamada de criticalidade auto organizada.
- Propriedades fractais: Dimensões fracionárias podem aparecer em SC, caracterizando graus de irregularidade ou fragmentação de um dado conjunto. Um das características dos fractais é a invariância (independência) de escala, processo pelo qual padrões complexos surgem de regras de iterações simples com escalas diferentes, segundo uma função de lei de potência. A figura a seguir apresenta uma estrutura fractal.



Figura 9 - Injeção de água em alta pressão num fluido viscoso. Esta estrutura fractal apresenta auto similaridade em todas as escalas. Fonte: NUSSENZVEIG (2003, p. 13).

- Causas múltiplas, efeitos não lineares e retroalimentação: Em ambientes reais, as causalidades de um sistemas podem ser múltiplas e interativas entre si. Pequenas variações em uma ou mais das causas podem produzir grandes mudança nos efeitos observados e ainda serem retroalimentos em causas futuras. A figura a seguir ilustra uma estrutura para representar tais processos.

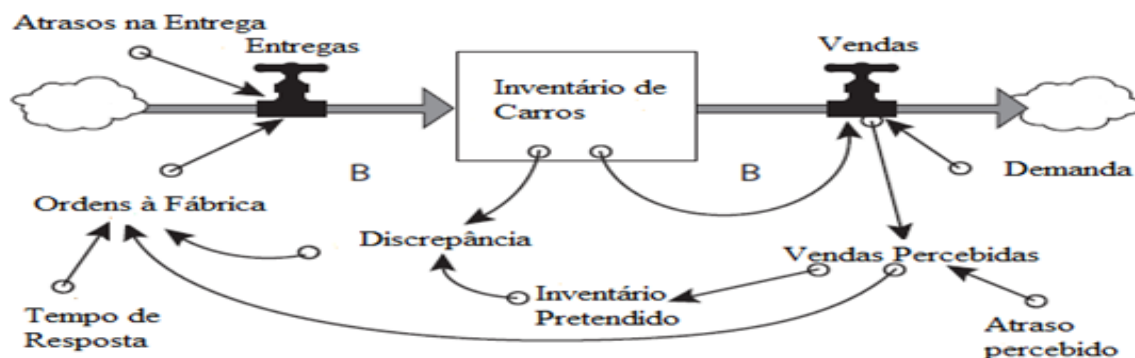


Figura 10 – Este sistema possui uma entrada (entregas), condicionado pelo atraso nas entregas para a fábrica e na discrepância do que é um inventário ótimo daquele que se está no momento (medido pelas vendas percebidas). No outro lado, as vendas fazem o inventário decrescer. Nota-se que este sistema não é determinístico, possui causas múltiplas, prováveis efeitos não lineares e (duas) retroalimentações balanceadoras (uma B drenando o estoque e outra competindo com esta, mantendo o inventário quando do ressurgimento do que foi perdido nas vendas). Fonte: MEADOWS (2008, p. 53).

As aplicações dos SC transcendem às áreas das ciências naturais. Os sistemas podem ser aplicados aos sistemas socioeconômicos, principalmente nos modelos de economia. Uma área relativamente nova é a junção da Nova Economia Institucional (NEI) com a abordagem da dinâmica de sistemas, tema que inclui o impacto das Instituições inseridas em ambientes complexos (BUENO, 2011). Na antropologia, os efeitos de massa (efeitos cascata), a dinâmica da difusão de opiniões (propagação ao longo do tempo) e as complexidades das desigualdades socioeconômicas e da evolução da cooperação (estudos de Sistemas Evolucionários) são áreas que obtiveram enorme avanço (NUSSENZVEIG, 2003; MILLER e PAGE, 2007; AXELROD, 1997).

Com os conceitos básicos de Sistemas Dinâmicos e de Sistemas Complexos já delineados, a fundamentação teórica tratará agora mais especificamente de dois métodos de exploração de SC, a Dinâmica de Sistemas (DS) e as novidades trazidas pela Modelagem Baseada em Agentes (MBA). A aplicação destes métodos ao mercado imobiliário fechará esta seção.

2.4 DINÂMICA DE SISTEMAS (DS)

Em 1958, o professor-engenheiro Jay W. Forrester descrevia a DS como sendo um sistema de controle de retroalimentação, sendo que esse sistema existia toda vez que o meio produzisse uma decisão que afetaria a ele próprio. Assim, a teoria da retroalimentação tenta explicar como decisões, atrasos e previsões podem produzir tanto quanto um bom controle como uma desordem ao sistema. Neste trabalho, mostrou-se um modelo de suprimentos, como

sendo um tipo de sistema produção-distribuição-propaganda. Articulou-se, por meio da DS, como um sistema com relativamente pouca mudança de parâmetros pode resultar em longos ciclos de instabilidade (FORRESTER, 1958). Este trabalho surgiu como precursor da nova teoria que se desenvolveria no fim da década de 60, com “World Dynamics”⁵, e posteriormente na de 70 com os trabalhos de Meadows et al.⁶.

Após mais de 50 anos, a Dinâmica de Sistemas passou a ser definida como um metodologia para estudar e gerenciar sistemas de retroalimentação complexos, em contextos socioeconômicos, utilizado em contextos de relações não lineares e em que haja dependência temporal (BARDI, 2011). Já a Sociedade de Dinâmica de Sistemas a descreve como uma “abordagem assistida por computador para análise de políticas e design. Aplica-se aos problemas dinâmicos decorrentes nos sistemas sociais, administrativos, econômicos e ecológicos complexos - literalmente quaisquer sistemas dinâmicos caracterizado pela interdependência, interação mútua, feedback de informação e causalidade circular” (SYSTEM DYNAMICS SOCIETY, 2015). A teoria da DS é oposicionista à teoria do reducionismo, para tanto, adota-se uma abordagem holística que ajuda no entendimento da estrutura básica do sistema e no comportamento que produz. As características da dinâmica são definidas por um diagrama de retroalimentações causais, uma descrição lógica, não uma descrição de equação diferencial (OSIPENKO, 2004). Dessa forma, após identificado o problema é desenvolvida a hipótese dinâmica como causa raiz; pela simulação computacional pode-se verificar se este sistema reproduz efeitos semelhantes daqueles que ocorrem no mundo real. Finalmente a solução é testada e, se possível, implementada. (MORECROFT, 2007).

Bueno (2011) descreve algumas características da DS, enquanto Amaral (2008), vários exemplos dessa sistemática. A primeira é de que a DS apresenta respostas contraintuitivas a intervenções. A possível explicação é a de que “como causas e efeitos não estão em geral próximas no tempo e espaço, a intervenção geralmente ocorre sobre fatores que são mais sintomas que causas independentes de problemas” (BUENO, 2011, p. 25). Por exemplo, o fato de construir mais casas populares pode agravar o caso da pobreza e decaimento das cidades, visto que mais pobres viriam a alocar esse tipo de moradia. Outra característica é a que devido à ação de malhas não evidentes de realimentação, intervenções produzem muitas vezes resultados não pretendidos. O ciclo de malhas de realimentação pode ser entendido como: de quanto um aumento no valor inicial de uma variável irá provocar uma série de ações em outras

⁵ Ver Forrester (1969).

⁶ Ver Meadows et al. (1972).

variáveis, que, por sua vez, contribuirá para um aumento ainda maior na variável inicial. Considerando o exemplo da Peste Negra, enquanto mais pessoas iam morrendo, mais havia a degradação das cidades, possibilitando que mais ratos e pulgas infestassem a cidade, desta forma amplificando os processos de infecções e mortes (AMARAL, 2008). Outro fato peculiar é a que esse tipo de sistema possui pontos de alavancagem, isto é, pequenas modificações podem levar a resultados significativos. Bueno (2011) mostra como o acréscimo de apenas um barco (17º barco) a uma comunidade de peixes na Califórnia (EUA) pode levá-lo a sua dizimação. Neste caso, o ponto de alavancagem do sistema são 17 barcos (nota-se, desta maneira, que o sistema é estável com 16 barcos). Finalmente, um outro atributo interessante é que esforços exógenos são corrigidos pelo sistema, sendo que este reage diferente a curto e a longo prazo (BUENO, 2011). Um bom exemplo ocorreu no Brasil, com a política do Plano Cruzado, do Governo Sarney. A utilização do congelamento dos preços, os “gatilhos” salariais e a atuação de “fiscais do governo” promoveu no curto prazo, a diminuição a inflação. Porém, o ganho real nos salários dos trabalhadores inflou a demanda por produtos. Sem oferta suficiente, as mercadorias começaram a desaparecer das prateleiras, fazendo com que a pressão inflacionária voltasse (AMARAL, 2008). Sistemas, como os detalhados acima, são complexos e demandam uma estruturação para estudá-los. A DS surgiu como uma auxiliadora neste processo.

O paradigma da DS deriva de que ações alteram o estado das condições de um sistema após certa defasagem temporal (BUENO, 2011). Entre ações e estados podem haver dois tipos de malhas: malhas de realimentação positivas (amplificadores) e/ou malhas de realimentação negativas (estabilizadoras). Dentro desses estados, temos estoques, e entre esses estados, fluxos. Segundo Meadows (2008, p. 18), “estoques são a ‘fundação’ do sistema. São elementos que podem ser vistos, sentidos, contados e mensurados a qualquer tempo”. Os estoques sofrem alterações durante as ações de fluxos. Assim, o “estoque é a memória do histórico de mudanças dos fluxos dentro do sistema”. Na figura 11, em uma banheira com o ralo aberto, o estoque é a água. O fluxo de entrada e saída modificam o estoque.



Figura 11 – Linguagem oficial da DS. Estoques (caixa) e fluxos (flechas). As entradas e saídas são representadas pelas nuvens. Elaborada pelo autor.

Neste sistema, se a soma de todas as entradas excederem a soma das saídas, o nível do estoque aumentará. Caso contrário, o estoque decairá. Se ambas forem idênticas, o estoque não mudará. Essa condição é conhecida como equilíbrio dinâmico (MEADOWS, 2008).

Como visto, um sistema de retroalimentação pode ser formado quando mudanças no estoque afetam ele próprio, ou quando uma série de decisões, regras ou ações são dependentes dos níveis de estoque. Um simples sistema de retroalimentação (neste caso amplificadora) pode ser explicado a exemplo de uma conta bancária, em que seus fluxos (rentabilidade) dependam também do estoque de dinheiro formado até então (incríveis juros compostos). As retroalimentações amplificadoras podem ocorrer se o sistema tiver a capacidade de reforçar ou de reproduzir si próprio, podendo produzir a um crescimento ou um colapso exponencial. As retroalimentações estabilizadoras são equilibradoras de um sistema, produzindo estabilidade ou mesmo uma resistência a mudanças (MEADOWS et al., 2008). Assim, o sistema apresentará características de uma ou de outra retroalimentação, dependendo de qual delas tiver mais força (MORECROFT, 2007).

A figura a seguir relaciona duas retroalimentações: R, em azul, como amplificadora e B, em vermelho, como estabilizadora. Ou seja, quanto maior a população nesse sistema, maior será o fluxo de regeneração de alevinos. Já a B, a retroalimentação estabilizadora (ou balanceadora) relaciona a população com um parâmetro: capacidade de absorção do sistema. Em outras palavras, se o sistema estiver muito povoado a capacidade de regeneração diminuirá, seguindo-se, por exemplo, uma função Bevert-Holt⁷ (BUENO, 2011).

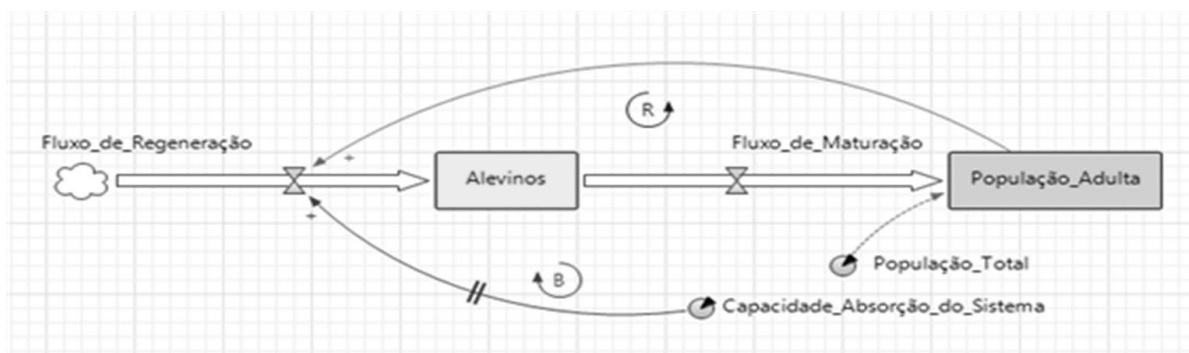


Figura 12 - Dinâmicas da retroalimentação amplificadora (R) e balanceadora (B). O ciclo em B é responsável por estabilizar o aumento de população de peixes, e inclusive dar volatilidade (oscilação) ao sistema (a seta cortada significa que há atraso temporal). Fonte: Elaboração Própria.

Resta saber quando um sistema adquire propriedades amplificadoras (R) ou balanceadoras (B). Uma estrutura importante em DS são as ligações (flechas). Estas podem ser

⁷ O modelo Bever-Holt estima a população em $t+1$ com a de t , com base na densidade da população em t .

positivas, quando um sinal de positivo indica influencia na mesma direção, ou negativa, quando um sinal de menos indica influencia em direção oposta (BOSSEL, 2007). Segundo Morecroft (2007), para saber se um sistema é R ou B, deve-se contar o número de ligações negativas ao redor do ciclo. Um número ímpar de ligações negativas induz ao sistema um comportamento de ciclo balanceador. Já um número par, a um ciclo amplificador. A figura a seguir mostra esse conceito.

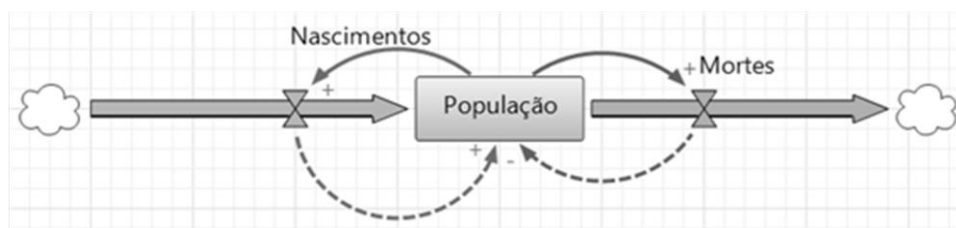


Figura 13 - Entre Nascimentos e População há apenas duas ligações, nenhuma negativa. No lado direito das Mortes, o ciclo possui uma ligação negativa. Assim, como zero é par e um é ímpar, o sistema é amplificador à esquerda e balanceador à direita. Formalmente, $População = População(t - dt) + (nascimentos - mortes) * dt$. Porém, com as ligações de retroalimentação, esse sistema adquire maior complexidade, sendo de difícil solução analítica. Fonte: Elaboração Própria.

O estudo dessa sistemática levou pesquisadores a definirem arquétipos de sistemas, ou seja estruturas comuns que constroem padrões. Sterman (2000) identificou seis delas. São definidas como: Sistemas de Crescimento Exponencial (SCE), Sistemas de Busca de Objetivo (SBO), Sistemas de Crescimento em forma de S (SCFS), Sistemas Oscilatórios com Atrasos (SOA), Sistemas de Crescimento e Limites de Ultrapassagem (SCLU), e finalmente os Sistemas de Limites de Ultrapassagem e Colapso (SCUC). OS SCE têm a característica de possuir apenas uma retroalimentação amplificadora (R), desta forma, o sistema cresce infinitamente numa exponencial. Já os SOB são formados por malhas balanceadoras (B), produzindo um comportamento de “procura” de objetivo definido. Os SCFS são sistemas duplos, formados por R e B. Desta forma, o sistema cresce exponencialmente para encontrar um ponto que se estabilize. Nos SOA, o sistema é formado por apenas B, mas, agora, com atrasos. Assim, o sistema procura um objetivo, mas oscila em torno dele. Nos SCLU, o sistema adquire mais complexidade, sendo formado por um R e um B com atraso. Neste caso, o sistema cresce exponencialmente, se estabiliza, mas continua apresentando oscilações em torno dessa tentativa de estabilização. O último arquétipo, os SCUC são formados por dois R e um B. Neste sistema, ocorre um crescimento exponencial (primeiro R), uma estabilização (B) e, por fim, um decaimento exponencial (segundo R) (MORECROFT, 2007; STERMAN, 2000). Segundo Bossel (2007, p. 42), “três variáveis de estado em um sistema contínuo, se apropriadamente conectadas, podem produzir comportamento “caótico”. Esse tipo de comportamento

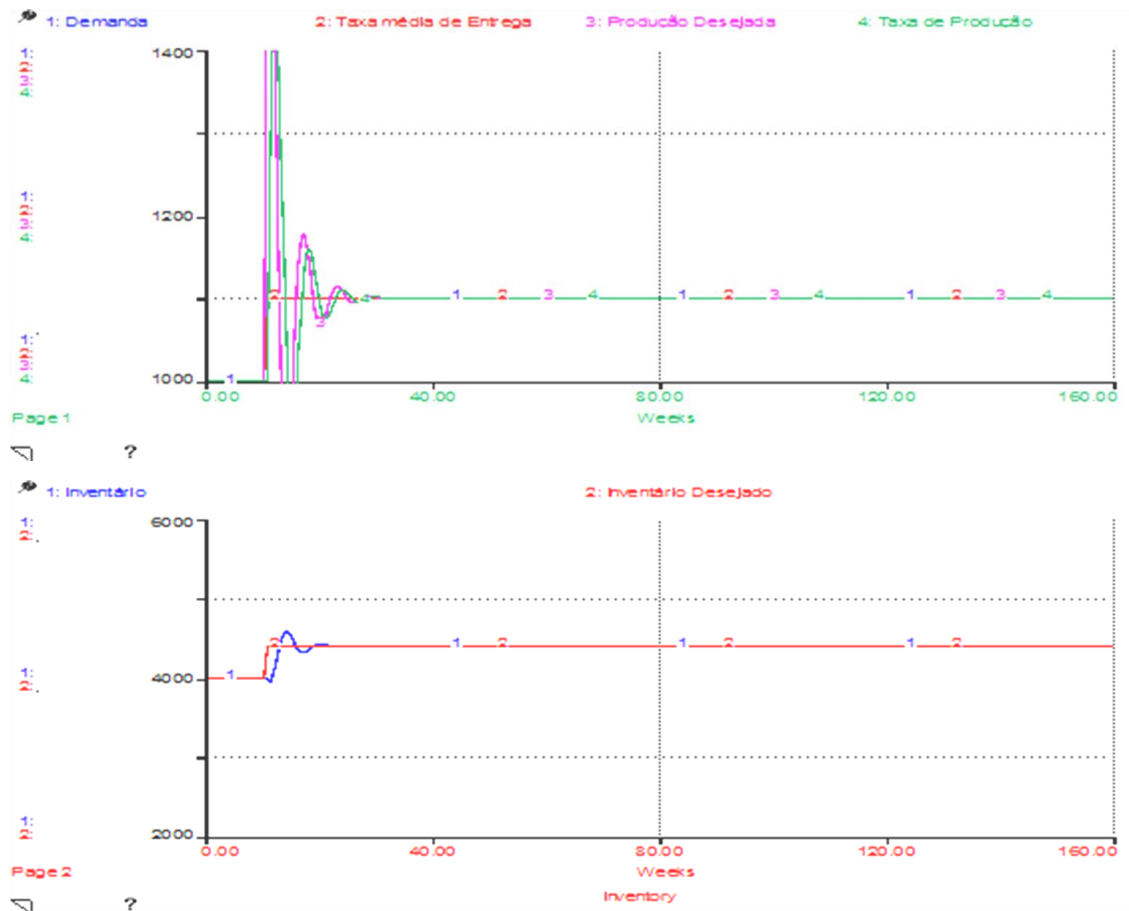


Figura 15 – A retirada de algumas restrições iniciais faz com que este sistema oscile inicialmente. Apesar da inicial volatilidade, adquire consistência a longo prazo e não mais oscila (semana 20). A taxa ideal de produção de 1100 unidades faz com que o inventário seja próximo a 4400. Fonte: Elaboração própria.

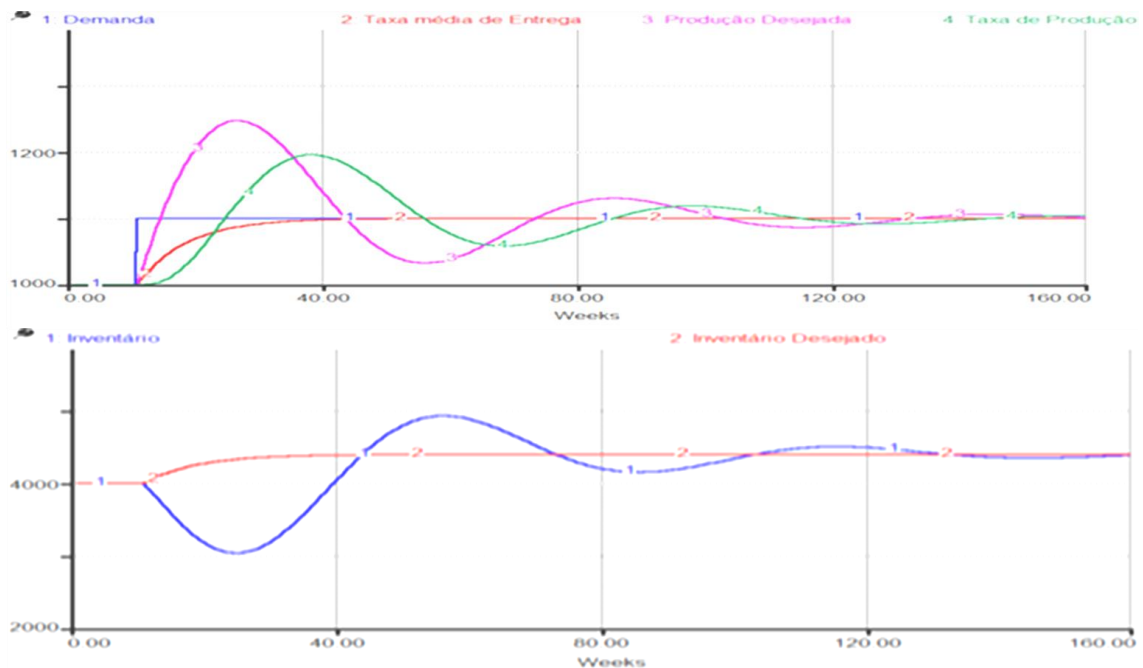


Figura 16- No modelo com todos os atrasos, a sistemática adquire oscilação ao longo de um padrão. Nota-se que o sistema só estabiliza perto da semana 160. Fonte: MORECROFT (2007).

Nesse sentido, faz menção o uso da DS com modelos que apresentem pelo menos dois principais conceitos: ciclos de retroalimentação e atrasos. A aplicação da metodologia da DS na prática, entretanto, dependerá da validade do modelo (MORECROFT, 2007).

Bossel (2007) refere-se à validade de modelos como quatro aspectos: validade estrutural, validade comportamental, validade empírica e validade de aplicação. Não há muita diferença em relação à Morecroft (2007), que refere-se a testes estruturais, comportamentais e de aprendizado. Neste sentido, devido a sua abordagem mais ilustrativa, consideremos o modelo de validade de Morecroft (2007). O primeiro teste estrutural refere-se ao adequação visual, ou seja, em termos de magnitude, forma, periodicidade e transição de fase. Uma segunda forma alinha a adequação estatística, em termos de erro padrão absoluto (EPA) (8), o erro quadrático padrão (EQP) (9) e na estatística de desigualdade de Theil (10)⁸. Esta abordagem divide em quão diferente são as médias (U^m), em quanto é a dispersão (variação) causada pela diferença entre os desvios padrões (U^s), e na magnitude das diferenças de covariância, (U^c). A soma dos U s deve ser igual a um. Assim, fica mais fácil ao pesquisador encontrar a origem das inconsistências em seu modelo.

$$\frac{1}{n} * \sum_{i=1}^n |\mu_m - \mu_r| \quad (8)$$

Onde $\mu_m - \mu_r$ é a diferença entre as médias do modelo e da série temporal real. Neste caso, $(\sigma_m - \sigma_r)$ é a diferença entre os desvios padrão; ρ , a correlação.

$$\frac{1}{n} * \sum_{i=1}^n (\mu_m - \mu_r)^2 \quad (9)$$

$$U^m = \frac{(\mu_m - \mu_r)^2}{EPA}; U^s = \frac{(\sigma_m - \sigma_r)^2}{EPA}; U^c = (\sigma_m - \sigma_r)^2 \times \frac{2(1 - \rho)}{EQP} \quad (10)$$

Segundo Morecroft (2007), os modelos comportamentais são divididos em cinco, do mais conceitual aos mais algébricos. O primeiro é a fronteira da adequação. Todas as mais importantes variáveis endógenas deverão estar no modelo. Na verificação de estrutura, deve responder se a estrutura do modelo é consistente com a descrição do conhecimento atual. Um terceiro é a consistência dimensional, que responde se todas as equações estão devidamente dimensionadas no modelo. O teste de condições extremas é o quarto desta lista, e deve

⁸ Ver Theil (1966).

responder se o modelo responde plausivelmente mesmo a eventos extremos⁹. Uma última questão a ser respondida é sobre a verificação de parâmetros. A consistência numérica e descritiva dos parâmetros é importante teste algébrico para verificação de erros. Um último teste, o teste de aprendizado é o mais teórico deles. O primeiro deste ramo é a de comparar simulações com as expectativas (reconciliar as opiniões dos *experts*). Outra questão é a de encontrar comportamentos surpresas e explicá-los. Simular testes parciais também pode ajudar na explicação de equívocos. Um outro aspecto importante é demonstrar generalidade de seu modelo. Assim, ele pode ser melhor aceito. Uma última implicação é formular implicações de políticas públicas. Neste teste, deve responder à pergunta: será que o modelo pode prever resultados (de certa forma, imprevistos)? (MORECROFT, 2007).

Uma última questão a ser definida aqui é a de como então gerenciar esse tipo de sistema. Bueno (2011, p. 27) identifica quatro implicações de política para abordagem de complexidade em sistemas. A primeira é a intervenções devem privilegiar um ponto de visto endógeno. Essa questão vem do fato de que é a própria estrutura que determina o desempenho do sistema (choques exógenos são relativamente pouco importantes). Uma segunda abordagem é a de que deve-se privilegiar a adoção de mecanismos de incentivos aos agentes dentro do sistema e não intervenções diretas (lembra-se aqui do efeito que os sistemas possuem a sistemática de contrabalancear choques externos). Outro ponto a ser discutido é a de lembrar que normalmente sistemas encontram-se em fases dinâmicas distintas e aplicar o que foi produtivo em um pode-se tornar extremamente improdutivo para outro. Um último ponto a ser destacado é que se houver intervenção, esta deve previamente identificar pontos de alavancagem do sistema antes de qualquer ação. Assim, pode-se entender melhor como funcionam as malhas de retroalimentação ao redor dos ciclos.

Meadows (2008, p. 147-164) identificou algumas formas de atuação em sistemas. Das piores às melhores formas de se gerenciarem mudanças aos sistemas:

- Apenas pensar em números e parâmetros dos sistemas.
- Apenas pensar em estoques e fluxos.
- Atuar nas modificações de atrasos do sistema. Modificações no atraso podem levar o sistema a ter características caóticas (BOSSSEN, 2008);
- Pensar apenas nas força das malhas de retroalimentação. As melhorias dependerão de como o sistema atua no curto e no longo prazo.

⁹ Para uma conceitualização de eventos extremos, ver as obras de Taleb, N. N. (2007; 2014).

- Pensar mais em fluxos de informação do que em fluxos físicos.
- Pensar em incentivos aos agentes.
- Pensar em um sistema com organização própria. “O próprio sistema tem o poder de adicionar, mudar, evoluir sua própria estrutura” (MEADOWS, 2008, p. 159)
- Pensar em objetivos do sistema: o propósito da função de um sistema.
- Pensar holisticamente: objetivos, estrutura, regras, atrasos e malhas.

Cientistas ao redor do mundo ainda precisavam de respostas mais convincentes a questões complexas. A Dinâmica de Sistemas resolveu um ponto importante: a simulação de estruturas agregadas de sistemas. Mas, devida a esta agregação do método, partes minuciosas foram deixadas de lado (ver BORSHCHEV, 2013). Respostas às questões de como a dinâmica da micro estrutura refletiria na macro estrutura, como seriam as tomadas de decisões dos agentes dentro dos sistemas ou como esse sistema evoluiria e aprenderia com o ambiente ainda estavam numa caixa-preta (ver BONABEAU, 2002). Por que tais resultados se mostrariam complexos? Simplesmente por serem, ou deveria haver um micromundo que estava sendo oculto nas predições? A partir dessas indagações, uma abordagem complementar emergiu: a Modelagem Baseada em Agentes.

2.5 MODELAGEM BASEADA EM AGENTES (MBA).

Tesfatsion (2003) define a MBA como um sistema evolucionário de agentes autônomos que interagem, aprendem e se adaptam aos ambientes. Segundo North e Macal (2007), a MBA produz agentes que primariamente interagem com outros agentes e com o próprio ambiente, responsáveis por representar um real comportamento de tal sistema, dado o comportamento de seus indivíduos. Estes, podem ser conectados uns aos outros, quando colocados em um ambiente comum para que possam reproduzir suas próprias dinâmicas. Assim, o comportamento de um sistema emerge dos muitos comportamentos individuais (TESFATSION, 2003; BORSHCHEV, 2013; NORTH; MACAL, 2007; PIKA; FAGIOLLO, 2007; BONABEAU, 2002; MILLER; PAGE, 2007). Os problemas das abordagens tradicionais começaram quando a modelagem analítica já não se mostrava mais suficiente para serem confrontadas com a realidade. Por exemplo, se considerarmos um equilíbrio de longo prazo, devemos considerar que todos os agentes devem ser idênticos. Outro exemplo parte do fato que se agentes fossem extremamente racionais, não haveria espaço para inovações (basicamente

processos de tentativa e erro). Outro problema reflete que na abordagem tradicional, a única opção de se lidar com SC é separa-lo no maior número de partes possíveis, perdendo a estrutura holística de interligação entre as partes (PYKA; FAGIOLLO, 2007).

Portanto, a grande revolução da MBA está no fato de que imposições ao sistema, como por exemplo, uma constante de equilíbrio geral ou um comportamento racional de agentes, já não sejam mais necessários (TESFATSION, 2003; PYKA; FAGIOLO, 2007). O estudo da MBA, dessa forma, permite o entendimento de como os SC evoluem diante o comportamento de vários agentes interagindo de forma autônoma. De maneira mais geral, a MBA estuda o comportamento de relações do tipo “micro-macro”. Mais precisamente, essa abordagem formaliza um estudo descentralizado, sem agregação de variáveis, numa abordagem chamada de ‘*bottom-up*’ permitindo assim ‘construir’ o agregado diante interações e comportamentos das micro-entidades (PYKA; FAGIOLO, 2007).

Segundo Pyka e Fagiolo (2007), a aplicação da MBA oferece duas vantagens: a primeira é a capacidade de mostrar fenômenos coletivos que emergem de interações entre agentes heterogêneos. É importante no entendimento de que dado sistema apresenta alterações qualitativas mais do que quantitativas puras. A segunda é mais normativa: a MBA oferece um modelo para explorar diversos potenciais arranjos. Já Tesfatsion (2003) define sua importância no fato de que tanto se atenta aos comportamentos ‘bottom-up’ quanto nas influências coletivas no comportamento individual (‘*top-down*’). Borshchev e Filippov (2004, p. 7) comentam as inovações que esta metodologia trouxe:

Você pode saber nada ou muito pouco sobre como as coisas afetam uns aos outros no nível agregado, mas se você tiver alguma percepção de como os participantes individuais do processo se comportam, você pode construir o modelo de agentes, e, em seguida, obter o comportamento global do sistema.

Miller e Page (2007) têm uma visão pragmática: para entender o fenômeno da emergência, deve-se pensar um mundo em que cada comportamento reforça um ao outro. A tabela a seguir apresenta as principais diferenças entre estes dois paradigmas.

Tabela 1 - Mudança de Paradigmas: Modelagem Tradicional x Baseada em Agentes.

Modelagem Tradicional	Modelagem Baseada em Agentes
Precisa	Flexível
Pouco Processo/Otimizadora	Orientada a Processo/Adaptativo
Atemporal	Temporal
Homogênea	Heterogênea
Estática	Dinâmica
1, 2 ou ∞ agentes.	1, 2, (...) N agentes

Sem espaço definido: “Vácuo”	Espaço definido/interligado
------------------------------	-----------------------------

Fonte: MILLER; PAGE (2007).

A abordagem tradicional é mais precisa. O custo disso, fundamentalmente, é a perda da flexibilidade, quando esses métodos requerem certas restrições à sua aplicação. Já a MBA é flexível, pode usar certo grau de semirracionalidade, certa adaptabilidade e aprendizado mediante regras de interação entre os agentes (MILLER; PAGE, 2007; BONEBEAU, 2002). Um outro diferencial, segundo Borshchev (2013), é que os agentes frequentemente têm a noção de estado, e suas ações e reações dependem deste. Dessa maneira, a MBA é basicamente orientada a processos. Neste caso, seu comportamento é definido em forma de regras, executadas quando da ocorrência de eventos (BORSHCHEV, 2013). Assim, não há, primariamente, um objetivo de otimização nem um ponto de equilíbrio (PYKA; FAGIOLLO, 2007). Adaptação resulta em evolução (AXELROD, 1997). A priori, não está claro que evolução leva a uma otimização. Sistemas Evolucionários podem ficar presos a um ótimo local, porém, às vezes, o desejo do sistema é atingir um ótimo subjetivo, mesmo porque, agentes podem desconhecer um ‘ótimo global’. O estado de equilíbrio de um sistema pode ser uma exceção e não a regra. Isso advém do fato que, em sistemas naturais, equilíbrio está associado à ‘morte’ do sistema. Assim, as noções de dinâmica são importantes para clarificar transições e tempo a um próximo equilíbrio, sendo que os modelos computacionais utilizando MBA são um modo natural de explorar a dinâmica de um sistema (MILLER; PAGE, 2007; BONABEAU, 2002). Outro ponto a ser discutido é em relação aos níveis de heterogeneidade dos agentes. A homogeneidade dos agentes é necessária aos modelos tradicionais, mas não aos modelos computacionais de agentes. Estes últimos são capazes de modelar assimetrias de comportamentos e heterogeneidade de estados, ações e reações. Outro problema que os métodos tradicionais lidam é com a falta de escalabilidade do modelo. A habilidade para resolver, analiticamente, muitos números de agentes é dificultosa. Por exemplo, na matemática dos movimentos planetários, normalmente, se utiliza um, dois ou infinitos planetas. Números intermediários são de difícil solução e necessitam de processamento computadorizado. A MBA é de fácil escalonamento, na oportunidade que tem em adicionar ou retirar agentes. É importante que seja assim, pois podem haver pontos de alavancagem no sistema, em que a adição de um elemento pode ocasionar grave distorção no resultado final (MILLER; PAGE, 2007). Outra vantagem é que agentes podem ser inseridos em espaços discretos (x, y) ou contínuos (x, y, z). Espaços reais, a exemplo do GIS (ver seção de introdução) definiram um outro rumo a MBA.

O tempo é outro tópico importante, sendo que os processos de tempo contínuo¹⁰ (chamado de tempo assíncrono) e a perspectiva de tempo virtual contribuíram para disseminação da metodologia (BORSHCHEV, 2013).

Bonabeau (2002) julga que a MBA é vantajosa quando: o comportamento de indivíduos não estiver clara através de médias agregadas, quando o comportamento individual for complexo, incluindo processos de adaptação e aprendizado, quando determinadas atividades forem um modo mais natural de descrever um sistema através de seus processos (é mais fácil descrever como as pessoas se movem em uma loja do que descrever as equações que geram a densidade final da loja), quando a validação e calibração do modelo for crucial (MBA é apropriado para descrever a realidade e explorar suas dinâmicas), quando processos estocásticos forem aplicados aos comportamentos dos agentes (oposicionista aos termos de ruídos arbitrários dos modelos de equações), quando as interações entre os agentes forem cruciais, não lineares e descontínuas, quando o espaço for crucial às posições dos agentes, e quando a topologia das interações forem irregulares e heterogêneas¹¹.

É necessário, neste ponto, resolver algumas confusões nesta metodologia. Primeiro, agentes não são a mesma coisa que autômato celulares¹², e estes não precisam viver em espaços discretos. Outro fato é de que a MBA não precisa assumir variável tempo do tipo “*clock steps*” (‘pulos temporais’, chamados intervalos síncronos). Assim, pode-se utilizar uma metodologia de tempo contínuo (assíncrono). Outra característica é a de que agentes não são necessariamente pessoas e, desta forma, agentes pode ser passivos, por exemplo, numa fábrica de aço, a própria matéria prima pode ser modelada como um agente, ou até mesmo um cano pode ser um agente dentro de uma estrutura de oferta de água encanada. Por fim, agentes não precisam ser todos iguais e nem interagir entre si. Às vezes, a dinâmica dependerá apenas de alguns parâmetros, ou ainda do seu próprio ambiente (BORSHCHEV, 2013).

Uma formal descrição da estrutura da MBA passa pelos seguintes critérios (PYKA; FAGIOLLO, 2007; BORSHCHEV, 2013).

- Tempo: Nesta sistemática, o tempo pode ser tanto assíncrono como síncrono. O primeiro significa que não há espaços definidos no tempo, ou seja, não há uma regra

¹⁰ Tempo assíncrono é aquele em que não haja ‘*clock steps*’ (intervalos temporais em forma de pulos).

¹¹ Conceitos básicos em padrões de redes irregulares podem ser encontrados em Barabási (2003).

¹² Autômatos Celulares podem ser definidos resumidamente como células na forma de espaços bidimensionais que podem evoluir, segundo alguma regra ou definição de estado das células vizinhas. (WOLFRAN, S., 1994).

que os agentes precisam consultar para então tomarem decisões. Tempo síncrono assume que fatos ocorrem sempre em tempos discretos e que nada ocorre entre eles.

- Agentes: O sistema é povoado por classes de agentes, normalmente, assume-se uma população constante
- Micro estados ou variáveis: Cada agente é caracterizado por um vetor L de estado $x_{i,t}^1, \dots, x_{i,t}^L$. Esse tipo de variável é chamado de variáveis rápidas, do tipo que podem ser modificadas pelos agentes
- Micro parâmetros: O sistema como um todo é caracterizado por um vetor M , atemporal, $\theta_i^1, \dots, \theta_i^M$. Estas são chamadas de variáveis lentas, as quais não podem ser modificadas pelos agentes
- Micro regras-decisórias: Cada agente está envolvido em um ou mais conjuntos de regras de decisões, que afetam os micro estados individuais.
- Estruturas Interativas de ligação e comunicação: A cada tempo t , ou a qualquer momento, a troca de informações entre os agentes são governadas por um grafo G_t , contendo todas as ligações entre agente i ao j . Isso implica que as mudanças em $x_{i,t}^L$, são afetadas pelas escolhas feitas pelo agente j .
- Variáveis agregadas: São fontes de retroalimentação entre macro e micro níveis.
- Espaço: O Espaço é amplamente utilizado para visualizar os agentes. Este pode ser discreto (células) ou contínuo, que por sua vez, é separado em três subníveis, os espaços GIS, os contínuos bidimensionais (x,y) e os contínuos tridimensionais (x, y, z) .

O sistema, como já visto, evolui de acordo com o tempo. Primeiramente, os agentes tomam decisões, baseado nas regras de decisões e atualizam suas micro variáveis (assíncrono ou síncrono). Então, as decisões são agregadas. Explorando suficiente longas iterações onde as condições iniciais e parâmetros possam variar, e computando as saídas estatísticas das iterações, o observador pode adquirir um conhecimento profundo do sistema. Observa-se aqui que interações múltiplas e processos de retroalimentação podem fazer com que o todo seja diferente da soma de suas partes. No estudo do resultado do sistema, o pesquisador deve olhar para alguma tentativa do sistema em obter um equilíbrio de longo prazo para as condições de emergência das dinâmicas agregadas (PYKA, FAGIOLLO, 2007).

Um problema central na MBA é no design de agentes. Segundo Wooldridge e Jennings (1995) esse tipo de entidade deve possuir:

- Autonomia: agentes devem operar sem a intervenção direta de outros agentes sobre seus estados e ações.
- Habilidades sociais: agentes se comunicam um com os outros via algum tipo de linguagem de comunicação.
- Reatividade: agentes percebem o ambiente e respondem às suas mudanças.
- Pro-atividade: agentes não apenas possuem reatividade. Eles exibem um senso de objetivo que os levam a tomarem iniciativas.
- Capacidades cognitivas e que tenham noção do espaço que ocupam.

Não há nenhuma linguagem universal para a construção da MBA. Porém, há alguns passos comuns a muitos desses modelos: primeiramente cria-se uma classe de agentes com determinada população N e determinados parâmetros p . Após isso, constrói-se uma arquitetura orientada a objetos¹³, por exemplo, utilizando ‘*statecharts*’ (diagramas de estados)¹⁴. Após isso, parte-se para a descrição da passagem temporal do modelo, seja ela síncrona ou assíncrona, à construção do espaço das redes e ligações entre os agentes, à criação da comunicação entre agentes e ambiente e, finalmente como se resumiria a coleta de dados (BORSHCHEV, 2013).

Na figura 17, há uma representação típica de agentes. Esses ‘blocos’, são conhecidos como ‘*statecharts*’, ou diagrama de estados. Assim, um consumidor é potencial até que o boca a boca (processo de comunicação entre os agentes) ou a propaganda possam levá-lo a ter o desejo de compra. Os parâmetros ‘Efetividade_Propaganda’, ‘Taxa de Contato’ e ‘Porcentagem_Adoção’ definem como esse processo ocorrerá. Se após um dado período o agente efetivamente realizar a compra, ele se torna consumidor, mas, mas o produto, por exemplo, não estiver disponível, ele ‘perde’ o estado de ‘Desejo_de_Compra’, retornando ao estágio anterior. No último estágio, o agente pode descartar o produto e retornar ao estado de desejo.

¹³ Baseada na programação que interaja diferentes tipos de objetos. Facilita a programação.

¹⁴ Segundo Borshchev (2013), os diagramas de estados são construções visuais que definem comportamentos de tempo e de eventos de vários objetos. Ver figura 17.

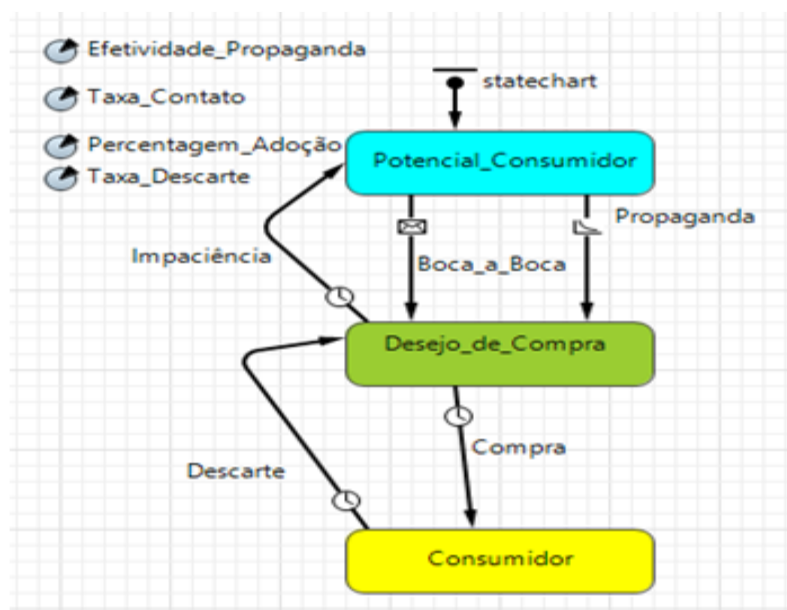


Figura 17 – Exemplo de diagrama de estado para um possível mercado consumidor. Fonte: Grogoryev (2014) e elaboração própria no software ‘Anylogic 7.1.2’.

Segundo Borshchev (2013), os espaços são diferenciados por serem contínuos ou discretos. Nos espaços discretos, células com número de linhas e colunas definem a arquitetura. Já nos espaços contínuos, pode-se definir espaços duas dimensões (x, y) ou ainda um espaço com três dimensões (x, y, z), além de um espaço georeferenciado (latitude e longitude). A figura 18 ilustra alguns desses espaços.

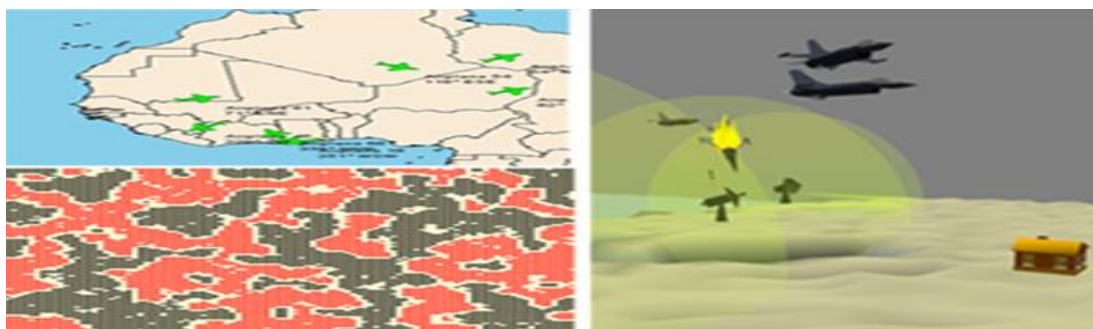


Figura 18 – Modelos de espaços para agentes: Acima à esquerda, um espaço georeferenciado, abaixo, um modelo discreto, enquanto à direita, um espaço tridimensional contínuo. Fonte: BORSHCHEV (2013).

Muitas vezes os agentes têm relacionamentos entre si, levando a terem conexões. As redes e as ligações são importantes para definir o comportamento dos indivíduos (BORSHCHEV, 2013). Nas redes do tipo randômica, as ligações são aleatoriamente definidas. Nas em forma de anel e nas baseadas em distância, há certa ligação baseada numa determinada distância, enquanto que as redes do tipo 'pequeno mundo' podem ter ligações extremamente longíquas. Por fim, as redes livre de escala são conectadas por meio de uma função de lei de

potência¹⁵. Nesta última, nota-se a formação de hubs (concentradores), com muito mais ligações que os demais. De maneira mais formal, verifica-se que a distribuição das caudas das curvas governadas por lei de potência não decaem exponencialmente, permitindo a formação desses ‘hubs’, definidos por Barabási (2003) como eventos raros (BARABÁSI, 2003; BORSHCHEV, 2013). Um importante avanço é na customização de redes. A figura a seguir define as topologias de redes.

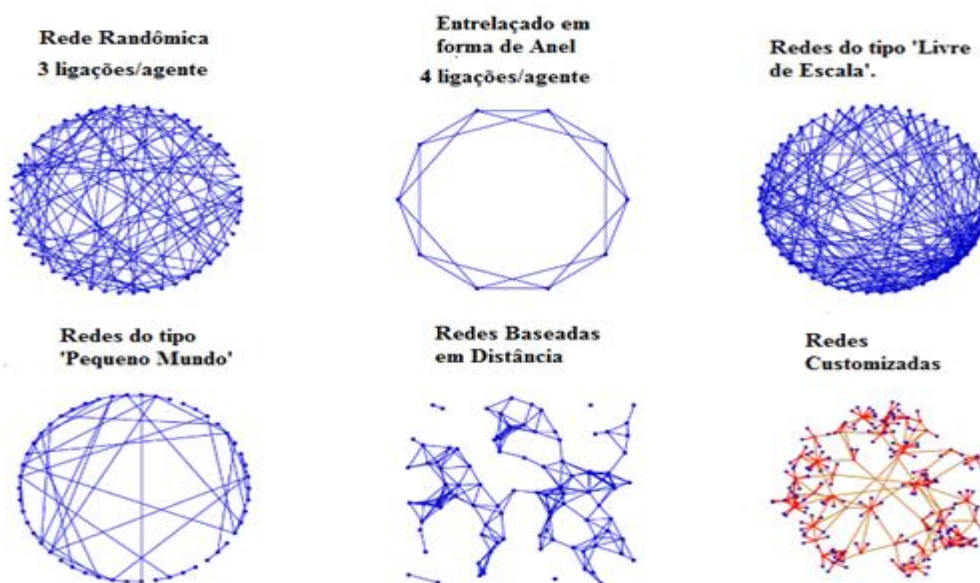


Figura 19 - Tipos de topologias de redes e ligações entre agentes. Fonte: BORSHCHEV (2013).

As áreas com maior disseminação (sucesso) nesse tipo de aplicação são: nas cadeias de suprimentos, manufatura, produção e logística; na indústria farmacêutica, na competição entre empresas, no marketing, no planejamento estratégico, na administração de projetos, em processos de negócios ou nos processos físicos de fluxos de pedestres (estações de trem, metrô, shoppings), no transporte urbano, no serviço militar, na indústria de tecnologia da informação e nas de telecomunicações, e principalmente nos processos sócio-econômicos (BORSHCHEV, 2013).

Apesar dos diversos avanços nesta metodologia, críticas são inerentes a qualquer tipo de modelo. Os problemas em MBA são tanto no lado do desenvolvimento quanto da análise. No lado do desenvolvimento, o modelador encontra dificuldades no modo de como modelar o comportamento dos agentes, dado suas heterogeneidades. Assim, modelos são programados de forma flexível, dando espaço para uma busca desenfreada do ‘melhor modelo’. Ainda nessa

¹⁵ A fração de agentes com k conexões é $k^{-\gamma}$, onde γ é o parâmetro da rede (BORSHCHEV, 2013).

parte, um outro problema parte do fato que a modelagem acaba utilizando demasiados parâmetros. Outra problemática refere-se ao fato de que o sistema é pesadamente afetado por regras de interações que se assumem (por exemplo, regras de aprendizagem).

Uma última questão a ser definida então, é como validar um modelo de agentes. A verificação e a validação são essenciais ao desenvolvimento do modelo, caso este seja utilizado para suportar tomadas de decisão. A verificação refere-se ao quão perto o modelador conseguiu operar tal sistema contra o que foi especificado teoricamente. É feita para verificar se a programação está correta, tanto quanto os algoritmos e se há erros. Já a validação cruza o modelo desenvolvido com o que se tem do objeto real. É importante ressaltar que mesmo com os parâmetros da validação, um modelo nunca será totalmente validado, dada a estrutura da MBA (NORTH; MACAL, 2007). North e Macal (2007), desenvolveram parâmetros para se utilizarem em validações, os quais são definidos a seguir: na validação de requerimentos, requiere-se a clara definição dos requerimentos e das questões iniciais que se tenta responder. Na validação de dados, procura-se os dados de entrada são condizentes à realidade. Na validação facial, verificam-se a plausibilidade dos pressupostos do modelo. Na validade de processo, verifica-se se os métodos de tempo e espaço e os diagramas de fase são plausíveis da realidade. Outra validade refere-se a de resultados, na qual inclui definições estatísticas de adequação. Uma importante validação é a de agentes. Os comportamentos individuais dos agentes, tanto quanto suas redes de relacionamentos e seus aspectos de semi-racionalidade e aprendizado devem ser validados junto à realidade. Por fim, busca-se uma validade teórica, a qual deve relacionar teoria e simulação. Assim, questiona qual teoria responderia aos processos de tomada de decisão dos agentes, e ainda se esta teoria é válida. Se nada desses parâmetros de validade forem plausíveis, ainda há uma outra saída ao modelador: a calibração do modelo, que define-se basicamente em buscar os dados reais para estimar parâmetros. O que pode-se tornar interessante é que mesmo que não existam perguntas nem respostas perfeitas na validação da MBA, há muitas formas de fazê-la (NORTH; MACAL, 2007).

Infelizmente, não há nenhuma forma genérica de simulação, que possa se adaptar a qualquer objeto real. No desenvolvimento de modelos complexos, é uma prática emergente combinar um ou mais tipos de simulação, no intuito de maximizar as capacidades únicas de cada modelagem. Essa é uma das maiores inovações em design de modelagem nos últimos anos (BORSHCHEV, 2013; NORTH; MACAL, 2007), objeto de estudo a partir de agora.

2.6 MODELAGEM MULTIMÉTODO (MM)

A modelagem de fenômenos reais pode necessitar de uma combinação de diferentes campos de pesquisa. Sistemas que incluem interações entre agentes geralmente são modelados utilizando diferentes métodos. Por exemplo, decisões políticas são partes de sistemas-macro, enquanto que as reações dos agentes são definidas no sistema-micro. Dessa maneira, a influência do nível micro ao nível macro faz com que não seja possível somente um único tipo de modelo (WALLOTH, 2014, cap. 4). Lorenz e Jost (2006) complementam que a abordagem multimétodo é um conjunto de clarificação do objeto de estudo e definição do propósito, e não como um ponto de partida para caracterização destes. Cada modelagem contém diferentes pontos de vista ao modelador ao mapear o mundo real ao dos modelos. O modelo de DS sugere que deve-se pensar em termos agregados, por exemplo, em fluxos e estoques. Na MBA, o pesquisador descreve o sistema como sendo um conjunto de indivíduos que interagem com o ambiente. No entanto, em alguns problemas, não se sabe exatamente qual o nível de agregação que deve ser proposto (PHELAN, 1999; SCHOLL, 2001; BORSHCHEV; 2013). Assim, desenvolveu-se a metodologia ‘Multimétodo’, pioneiramente por Phelan (1999), quando este percebeu que a teoria da DS tinha enorme dificuldade para explicar, por exemplo, produção e tomada de decisão no mesmo nível agregado. Scholl (2001) corrobora a ideia, e complementa que o teste das diversas tecnologias é um bom ponto de partida para uma colaboração mais mútua entre as diversas áreas de pesquisa. Há outros autores que cunharam nomes diferentes: ‘*Blending simulation*’¹⁶ (NORTH; MACAL, 2007) e modelagem ‘Multiparadigma’ (LORENZ; JOST, 2006).

O número de possíveis estruturas multimétodo são infinitas, sendo que muitas podem ser utilizadas na prática. As arquiteturas compreendem de acordo com Borshchev (2013):

- a) Modelagem de agentes em um ambiente de DS (MBA-DS): nesse tipo de método, as decisões dos agentes dependem dos valores das variáveis da DS. Do mesmo modo, os agentes podem afetar outras variáveis. “Se regras e agentes são definidos, pontos de alavancagem podem ser encontrados no nível individual, os quais podem influenciar significativamente o comportamento do sistema agregado” (SCHOLL, 2002, p. 5, tradução nossa).

¹⁶ Simulação Misturada (N. do A.).

- b) Modelagem de DS dentro de agentes (DS-MBA): neste caso, a diferença ao primeiro método surge do fato de que as próprias variáveis do sistema fazem parte do modelo de diagrama de estados (‘*statecharts*’) dos agentes. Neste caso, pode-se dizer que os agentes ‘pensam’ como sendo um fluxo de entradas e saídas.
- c) Modelagem de processos dentro de agentes (MED-MBA): é uma das mais utilizadas em ambiente industriais, por exemplo. Nesse caso, o ‘pensar’ do agente não é em estoques e fluxos, como visto em b), mas sim, em fluxos de processos. Os conceitos de experiência, memória, escolhas em geral e redes de interação são modeladas ao nível desagregado.
- d) Modelagem de agentes em um ambiente de processos/eventos (MBA-MED): o sistema, naturalmente, pode ser descrito como sendo um fluxo de processos. Quem interage com esses processos, como por exemplo, responder a chamadas telefônicas, são os agentes do sistema.
- e) Modelagem de agentes temporariamente como processos (MBA-MED(t)): é uma variante da arquitetura logo acima. Agentes podem atuar como parte de processo durante um período de tempo t . Por exemplo, em um hospital, os processos se confundem com os próprios agentes, dado que os pacientes podem ser admitidos nos leitos dos hospitais quantas vezes for necessário durante um certo ciclo Δt .
- f) Modelagem de processos/eventos interligados em ambiente de DS (MED-DS): neste, pode-se pensar em dividir vários sistemas, por exemplo, um sistema que possa responder a condições externas e outro que implica em processos endógenos. Neste caso, a DS pode atuar em processos mais exógenos (mais agregada), enquanto a MED trabalha em simulação de eventos internos.

A figura 20 a seguir representa as animações das arquiteturas trabalhas acima.

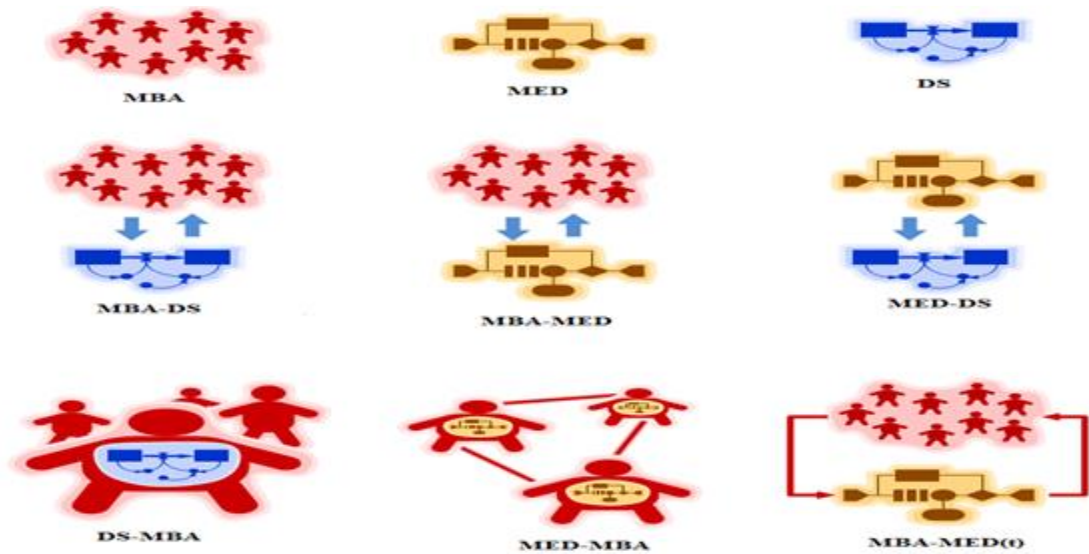


Figura 20 - Animações das arquiteturas da MM. Fonte: BORSHCHEV (2013).

É necessário formalizar e verificar as condições para que a MM possa ocorrer. Os itens a seguir formalizam os aspectos da MM, utilizando uma abordagem *'blending'* entre DS e MBA (BORSHCHEV, 2013). Dessa forma, a figura 20 representa o impacto da DS aos agentes, enquanto que as figuras 21, 22 e 23, o impacto dos agentes à DS. Finalmente, a figura 24 é uma mistura dos dois.

- a) A DS é 'gatilho' para um evento ou transição do diagrama de estados: Nessa combinação entre DS e agentes, o crescimento do interesse em dada compra é dado pelo fluxo 'Crescimento' e pelo estoque 'Interesse_na_Compra'. Assim, o acúmulo desta última afeta a transição de estado da tomada de decisão dos agentes: na figura a seguir, se este estoque for maior que 50%, o agente não tem mais dúvida e compra o produto/serviço. A figura a seguir ilustra essa situação.

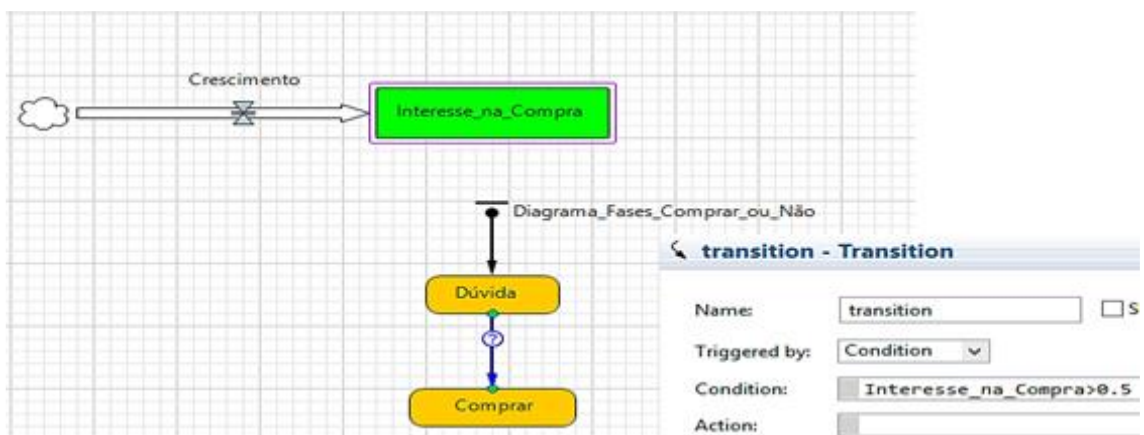


Figura 21 - DS é 'gatilho' para mudança de estado dos agentes. Fonte: Elaboração própria.

- b) O diagrama de estado impacta o fluxo da DS: neste caso, uma variável da DS é controlado por um estado dos agentes. Na figura abaixo, considere consumidores com certo grau de interesse em um certo produto, dado pelo estoque 'Estoque_Interesse'. Enquanto o consumidor espera por seu produto estar disponível, este vai perdendo interesse. Essa perda é dada pela equação 'Perda_por_Falta_de_Produto', que contém função do tempo de espera (primeiro estado no diagrama à esquerda). A perda de interesse, dado pelo estado 'Perda_Interesse' pode ter seu 'gatilho' quando o interesse cair abaixo de determinado patamar (dado pelo parâmetro 'Interesse'). Assim, o fluxo negativo da DS é iniciado se o estado estiver em 'Espera' (decaimento por uma taxa de perda de interesse 'Taxa_Perda'). A figura a seguir detalha esse procedimento.

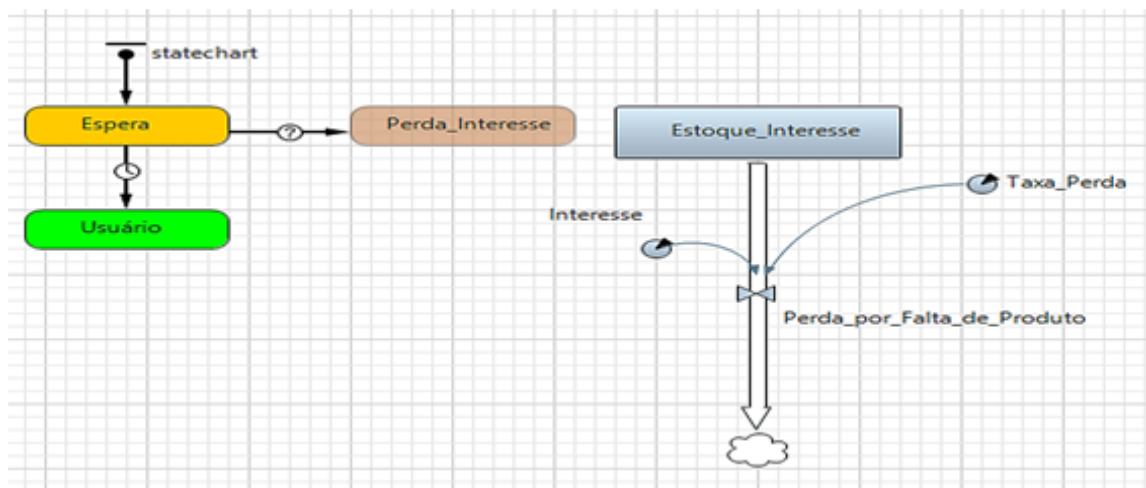


Figura 22- Impacto do diagrama de estado em fluxos de DS. Fonte: Adaptado de Borshchev (2013).

- c) O número de agentes dentro do sistema impacta um fluxo da DS: as equações dentro da DS podem se referir não somente a variáveis da própria DS, mas também funções de elementos discretos. Na figura abaixo, a função demanda é variável dependente do número de consumidores que desejam comprar.

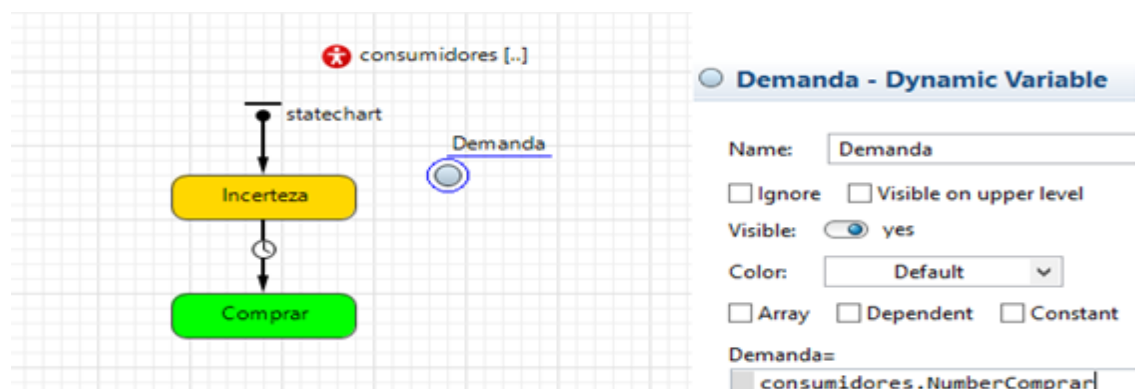


Figura 23 – O número de compradores (último estado) faz parte da variável demanda. Adaptado de Borshchev (2013).

- d) A acumulação do estoque da DS é propriedade dos movimentos dos agentes: uma forma diferente de pensar na integração entre DS e MBA é na mobilidade que agentes possuem. Assim, um estoque da DS pode acumular todo o histórico das movimentações dos agentes. Esse modelo foi o primeiro passo para a construção de sistemas integrados baseados em geolocalização (GIS). Na figura a seguir, um caminhão deve percorrer dada figura (representando um ambiente), em que cada ponto de sua área refere-se a dado volume de exposição à radiação.

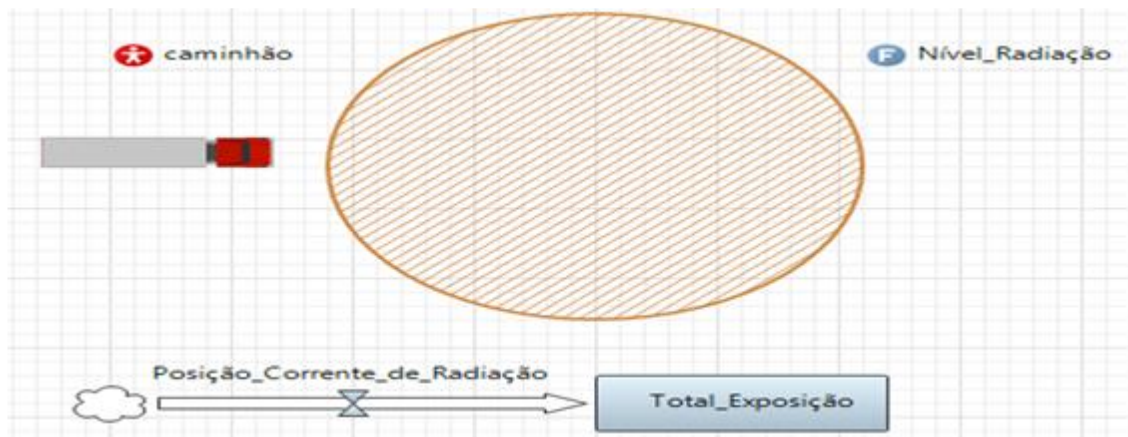


Figura 24 - A função F representa o nível de radiação a cada ponto do sistema. A posição corrente de radiação é dada pelo ponto em que o agente se encontra, que por sua vez é acumulada no estoque de exposição total. Fonte: Elaboração Própria.

- e) O estoque da DS é ‘gatilho’ para uma mudança de transição de estado, que por sua vez, modifica o valor do estoque: neste caso, se o estoque for maior ou igual a 5 unidades, tal agente, que estava em dúvida da compra, torna-se comprador, eliminando uma unidade do estoque. A figura a seguir demonstra essa situação.

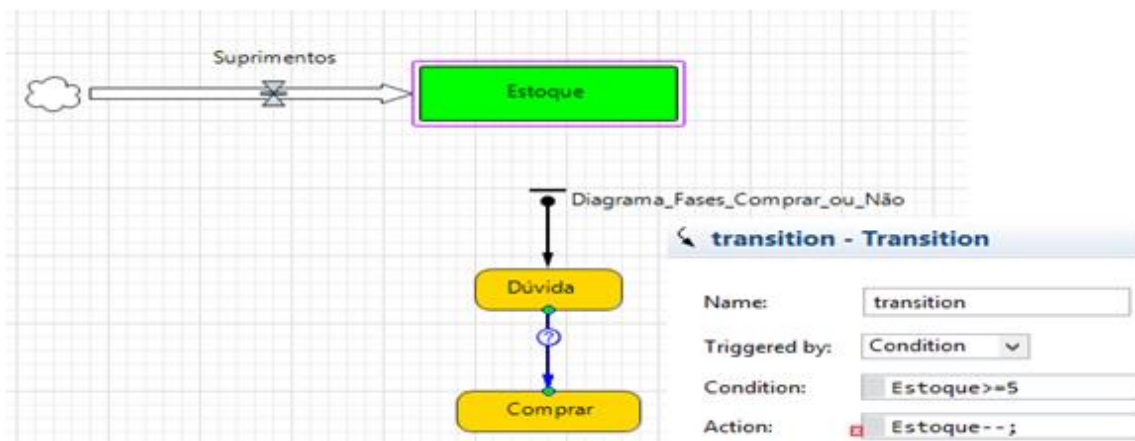


Figura 25 - O estoque da DS é ‘gatilho’ para uma mudança de transição de estado, que por sua vez, modifica o valor do estoque. Fonte: Adaptado de Borshchev (2013).

As estruturas não são limitadas, cabendo ao modelador estabelecer a melhor conexão entre as modelagens. North e Macal (2007) complementam que a MBA é mais natural técnica para integração dos demais métodos, pois oferece o mais desagregado nível de exploração possível. Segundo os autores, boas formas de combinação da MBA são em modelos estatísticos, em que os comportamentos seguirão uma estimativa estatística, na abordagem da análise de risco, na definição de que risco pode ser considerada uma propriedade do sistema, e na otimização de sistemas, no qual a MBA pode utilizar agentes que otimizam bases individuais e como estes agentes são utilizados na busca de estados coletivos de otimização. A combinação de métodos representa o verdadeiro valor adicionado para o ramo da modelagem (NORTH; MACAL, 2007; SCHOLL, 2001; BORSHCHEV, 2013).

A fundamentação teórica finaliza-se com os próximos dois tópicos, os modelos aplicados ao setor imobiliário utilizando como metodologia a DS e, posteriormente aos por MBA.

2.7 A MODELAGEM DA DINÂMICA DE SISTEMAS NO MERCADO IMOBILIÁRIO

A ciência das cidades rapidamente se desenvolveu no conceito da ciência da complexidade no conceito de que são mais parecidas com sistemas biológicos ao invés de mecânicos, não ordenadas por uma espécie de organizador central, mas sim na interação de milhares de indivíduos (BATTY, 2011). Assim, a cidade deve ser tratada como um sistema em evolução, não como um produto de um grande *design*. Na realidade, o desenvolvimento da ciência das cidades não abandonou a forma do entendimento da economia, da ciência regional, da física social e do planejamento de transportes, mas sim, mudou sua ênfase. A noção de sistemas que se ajustam livremente a mudanças no ambiente é questionada. Cidades admitem inovação, geram surpresas e mostram catástrofes (BATTY, 2011). Evidências de não linearidades e comportamentos caóticos se apresentam nos retornos dos mercados imobiliários, sugerindo que desta forma, modelos devem incluir termos não lineares para serem plausíveis (HIANG; WEBB, 2007).

A década de 1970 representou um avanço na crítica dos modelos até então propostos para o mercado imobiliário. Fair (1971) critica os modelos econométricos, relatando que devido à complexidade da natureza das operações imobiliárias e dos mercados de hipotecas, verifica-se que os modelos não encontravam soluções de equilíbrio. O autor ainda completa que poucos estudos relacionavam as expectativas dos empreendedores com o mercado hipotecário. A falta de detalhismo e de desagregação aos sistemas faziam com que as previsões ficassem aquém do

satisfatório (FAIR, 1971). Forrester (1970) propôs, pioneiramente, a DS no setor urbano, em um modelo interativo entre pessoas, casas e indústrias. No estudo dos subempregos e moradias disponíveis, o autor encontrou as mesmas características anteriores. Em 100 dos 250 anos simulados, há crescimento populacional e certa escassez de moradias, gerando novas oportunidades à procura de empregos. Nos anos seguintes, o subemprego se inicia, gerando um rápido crescimento de moradias suburbanas (excesso de moradias), enquanto o emprego declina. Segundo o autor, esta dinâmica ocorre por dois fatores: a migração de populações às regiões mais ‘ricas’ e programas de habilitação de baixo custo.

Já na década de 90, avanços nas diversas técnicas, pela utilização de métodos computacionais personalizados, foram verificados no estudo do mercado imobiliário. Wheaton (1999) discorre que os ciclos imobiliários são formados basicamente porque há um longo ‘atraso’ entre a demanda de capital e a entrega do ativo. Ainda completa que (i) diferentes tipos de imóveis causam diferentes ciclicidades, assim, alguns são relacionados aos ciclos econômicos, e para outros, a variação é exclusivamente endógena, (ii) algum tipo de informação irracional é necessária à formação desses ciclos, por exemplo, regras ‘*ad-hoc*’ de investimentos, (iii) ciclos dependem especialmente da durabilidade dos ativos, do atraso no investimento e nas elasticidades de demanda e oferta, dessa forma, a irracionalidade sozinha, não é suficiente para ocasionar comportamentos cíclicos, e (iv) mesmo agentes racionais podem gerar oscilações (previsíveis), quando incorporam-se no sistema agentes Institucionais, por exemplo, bancos de hipotecas.

Contudo, o século XXI representa o maior avanço nas técnicas de modelagem e simulação, com o aumento do poder de processamento e memória dos computadores. Hong-Minh e Strohhecker (2002) utilizaram a DS para estudar o comportamento da cadeia de suprimento do setor de construção de moradias na Grã Bretanha. O modelo proposto por Stermann (2000) utiliza o crescimento econômico como variável exógena, resultando em empregabilidade regional. O modelo proposto por Özbaş, Özgün e Barlas (2014) investigou razões estruturais para comportamentos cíclicos acerca das principais variáveis endógenas do ramo de moradias pela perspectiva das companhias de construção. A metodologia abordada por Leoneti, Giorgetti e de Matos (2014), um dos raros trabalhos em língua portuguesa, simplificou o modelo de Stermann (2000), introduzindo uma variável de controle endógena, o Índice de Mercado Imobiliário, que reflete o comportamento do preço-moradia.

Segundo Hong-Minh e Strohhecker (2002), o setor imobiliário tem foco exclusivamente em produção e vendas, esquecendo das necessidades dos consumidores: ofertas padronizadas

de baixa qualidade a um alto preço. Outro problema do setor é o processo de construção: entregar o material correto no local correto no tempo correto a um custo acessível, além de enfrentar as adversidades da dependência de bom tempo e escassez de mão de obra qualificada. Outro desafio na cadeia de construção é a amplificação da demanda: ao longo da cadeia ocorrem distorções causadas pelo efeito-chicote¹⁷. Finalmente, completa-se que o setor tem comunicação ruim, relações com fornecedores e clientes do tipo ‘ganha-perde’ e falta de compromisso. Para a construção do modelo, alguns outros problemas foram levados em conta: legislação ambiental mais dura, escassez cada vez pior de trabalhadores qualificados e aumento dos custos de construção e maior complexidade das operações (cada construção tem média de 40 mil componentes). A proposta basicamente é modelar três subsistemas principais: o construtor de moradias, os comerciantes locais e os fabricantes de materiais, e três subsistemas secundários, como o sistema de mensuração de desempenho, o de construção física e a alocação de produção. Essa modelagem da oferta funciona da seguinte maneira: há um plano de construção, que entra nas ordens de produção dos construtores. Estes, enviam ordens aos comerciantes para compra de materiais. Ao mesmo tempo, deve-se atentar ao inventário, aos custos de produção e as taxas de entrega. Já os comerciantes, enviam ordens aos fabricantes para que possam entregar os produtos aos construtores. Assim, atrasos de integração de estoque, ordens e entregas fazem o sistema adquirir ciclicidade.

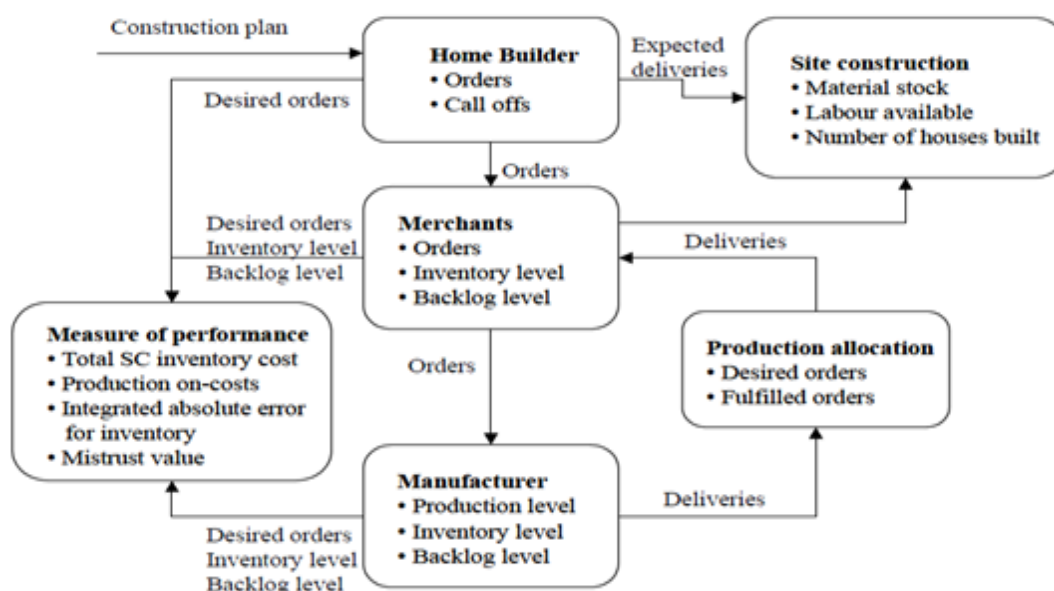


Figura 26 - Modelo proposto do lado da oferta por Hong-Minh e Strohhecker (2002).

¹⁷ Efeito causado por atrasos (*lead time*).

no modelo. Há duas modificações do modelo ao comparado em Sterman (2000): a retroalimentação da autocorreção da oferta e da demanda. No lado da oferta, é inserida uma variável como satisfação da demanda, que afeta a taxa de venda, que por sua vez afeta o estoque de novas casas, e uma variável de ajuste através do tempo de vendas, que afeta as vendas possíveis. Na demanda, as moradias criam demanda através da taxa de demolições e depreciação. A taxa de satisfação altera o potencial número de compradores, corrigindo a demanda. A ciclicidade média encontrada foi de 7 anos, resultante apenas de fatores endógenos, conforme modelo apresentado na figura 28.

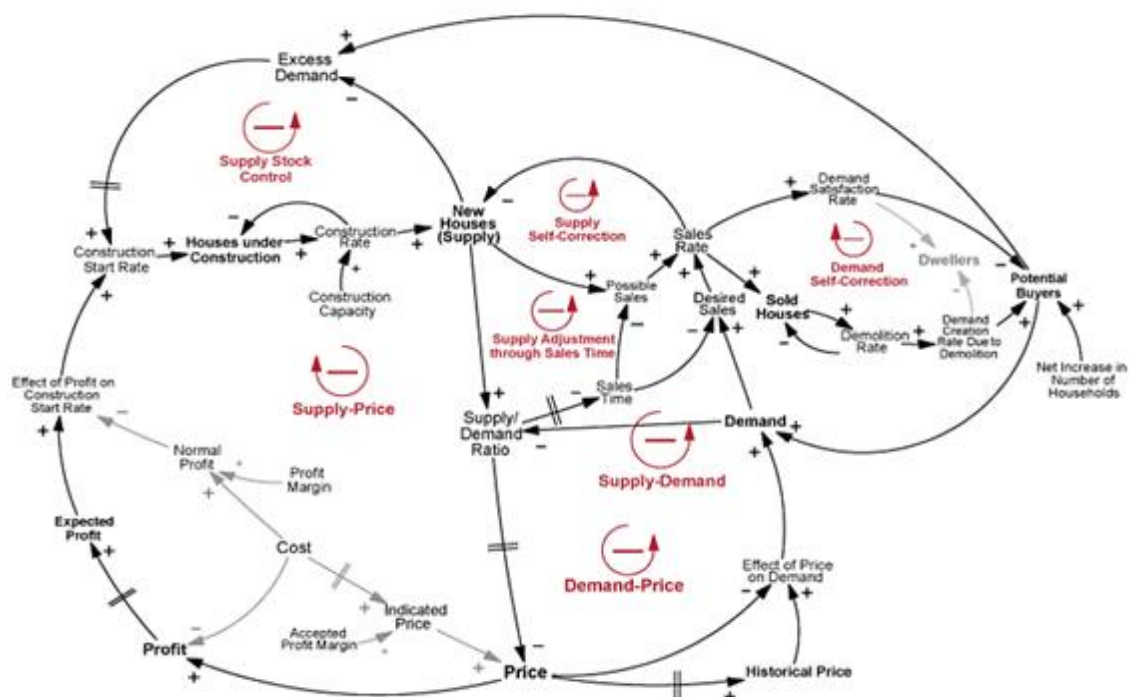


Figura 28 - Modelo causal proposto por Özbaş, Özgün e Barlas (2014).

A metodologia abordada por Leoneti, Giorgetti e de Matos (2014) simplificou o modelo de Sterman (2000), introduzindo uma variável de controle que reflete o comportamento do preço-moradia, o Índice do Mercado Imobiliário. Quando o indicador é negativo, reflete déficit de moradias, o que aumenta a expectativa de ganho dos investidores. Já quando adquire valores positivos, existem moradias vagas, o que diminui o ganho dos investidores. O modelo foi desenvolvido com base em mercado de trabalho fechado, assim, não há entrada e saída de migrantes trabalhadores. Há a possibilidade, no entanto, de novos investidores ‘virem’ de fora do sistema, neste caso, o número de moradias pode superar a quantidade de moradores ou ser incipiente. Por fim, o modelo retirou o subsistema ‘especulação’ do modelo original (2000), pois os autores creditam que apenas ‘crescimento econômico’ possa causar perturbação ao

sistema. O modelo abaixo representa as adaptações dos autores. Nele, verifica-se que ‘crescimento econômico’ e ‘trabalhadores’ são variáveis exógenas ao modelo. Um problema relatado é a natureza aleatória dos parâmetros utilizados e a definição exógenas das variáveis comentadas acima.

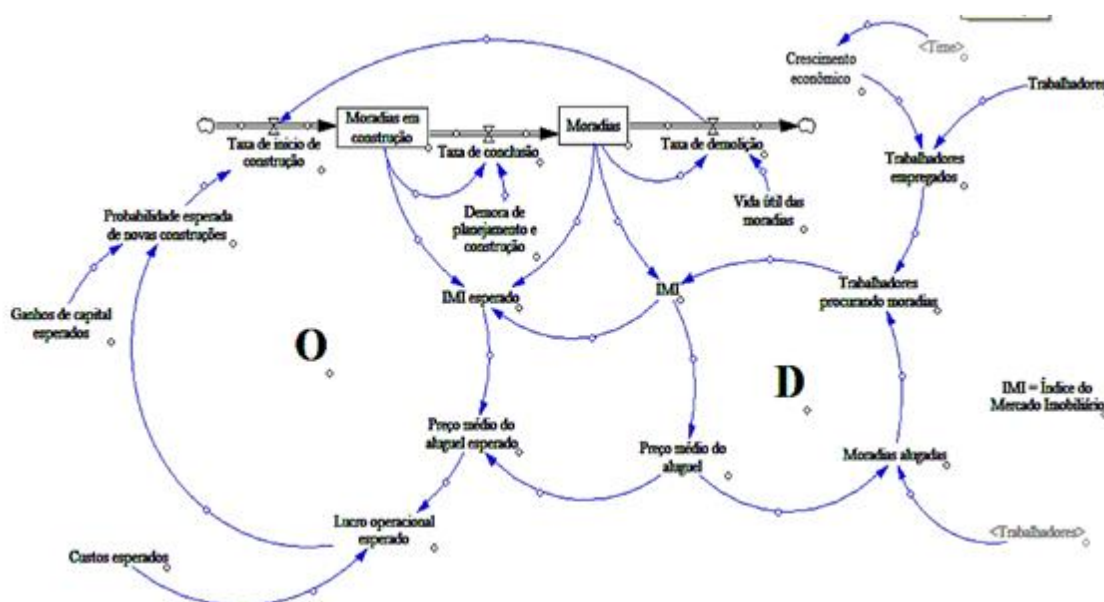


Figura 29- Modelo adaptado por Leoneti, Giorgetti e de Matos (2014).

Novos estudos se concentraram principalmente na busca por padrões macroambientais. Murphy (2010) infere que os donos dos empreendimentos olham tanto para os preços atuais quanto aos lucros futuros, e incorporam essas expectativas em seus modelos mentais. Jiang et al. (2010) complementam essa visão: as expectativas mais otimistas do custo atual, é fator predominante na definição de preços das moradias, além de outros fatores como a oferta de terras, o estoque de casas, a demografia da população e suas características.

Uma metodologia definida por Borshchev (2013) é a de separar, inicialmente, dois subsistemas principais: o sistema demográfico e o de moradias, e posteriormente integrá-los, por meio de variáveis chamadas ‘*shadows*’¹⁸. O modelo trabalha com acréscimos e decréscimos da população por nascimentos e imigração menos mortes e emigrações. O ‘estoque’ de população afeta a razão famílias/casas, que por sua vez, afeta a variável de construção por novas moradias, a qual pode encontrar um fator balanceador (limite da fração de terra ocupada). O estoque de casas, dessa maneira, é utilizado no subsistema da população, enquanto que a variável ‘Razão_Famílias_Casas’ é utilizada no subsistema do setor de construção de moradias.

¹⁸ Variáveis fantasmas, que tem a função de interligar vários subsistemas.

Essa adaptação é importante para que as variáveis demográficas não sejam exógenas ao modelo principal de moradias. A figura a seguir representa o modelo completo.

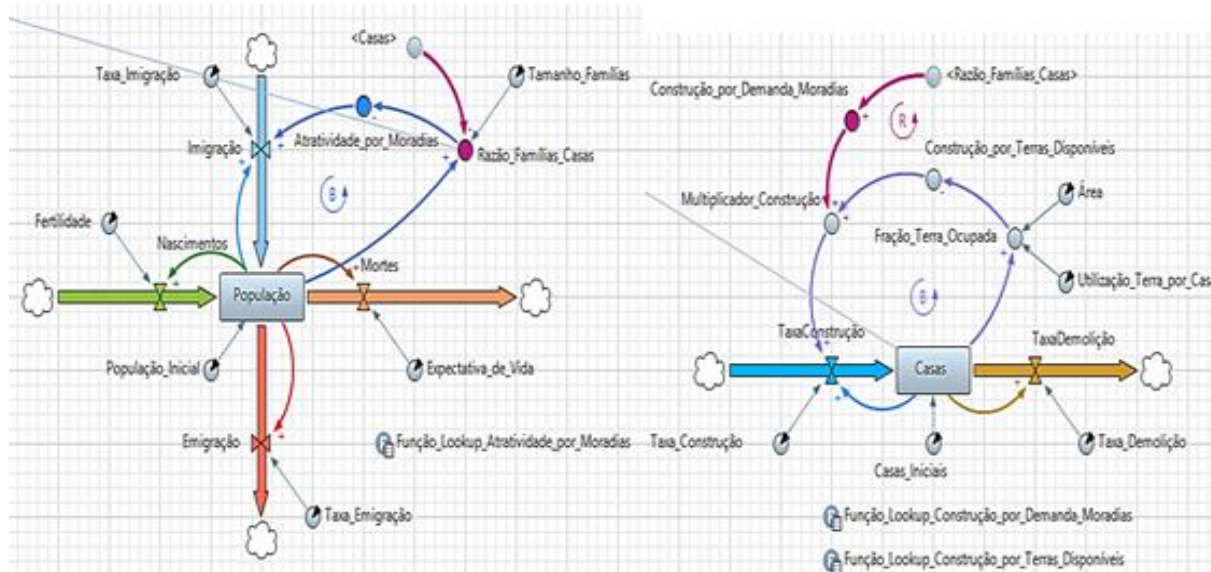


Figura 30 – Modelo ‘protótipo’ de Borshchev (2013). ‘Casas’ e ‘Razão_Famílias_Casas’ são variáveis ‘shadows’.

2.8 A MODELAGEM BASEADA EM AGENTES NO MERCADO IMOBILIÁRIO

Segundo Borshchev (2013), a construção da modelagem baseada em agentes (MBA) é a mais fácil dos métodos de simulação. Deve-se identificar quais objetos do mundo real são importantes para se resolver o problema, e então, criar esses objetos no modelo. Após, deve-se identificar o comportamento desses agentes e trazer à luz do modelo. Dessa forma, não se precisa tanto exercitar habilidades de abstração e agregação de dados, como na dinâmica de sistemas. Além disso, de acordo com Gilbert e Troitzsch (2005), agentes devem desempenhar alguma função no ambiente, para isso, são dotados de conhecimento (conhecimento ‘verdadeiro’) e/ou crenças (mediante possíveis informações errôneas). Além disso, podem demonstrar capacidade de inferência (dado um conjunto de crenças), capacidade de aprendizado mediante relações de dependência, e direcionamento a algum tipo de objetivo, e que para isso, podem ter de determinar quais tipos de comportamentos que possam levar a satisfação desse(s) objetivo(s). Essa ‘determinação’ pode ser modelada através de conceitos como linguagem (informações entre agentes) ou mesmo emoções (capacidade de inferência de estado) (GILBERT; TROITZSCH, 2005).

Os modelos de agentes para o propósito do estudo do mercado imobiliário são bastante recentes. Basicamente, os modelos estão ainda em estado de construção e de validade. Assim,

citam-se os desenvolvidos por Benenson (2004), Filatova, Parker e van der Veen (2009), Gilbert, Haeksworth e Swinney (2009), Gangel; Seiler e Collins (2011), Geanakoplos et. al (2012), Ge (2013) e Shen et al. (2014).

O trabalho desenvolvido por Benenson (2004) constitui-se de dissonâncias entre agentes. Árabes (A) e judeus (J) disputam a escolha de residências na cidade de Yaffo. Nesse caso, assume-se que quanto maior a dissonância de um agente (A) e um agente (J), maior a migração e formação de conglomerados isolados. Neste caso, especifica-se uma dissonância D_h para cada atributo S de determinada residência, assim, a decisão de um agente migrar depende apenas desse fator D_h . A cada período de tempo, os agentes (1) decidem ou não migrar de residência, (2) se o agente decidiu migrar, este procura residências disponíveis (seleciona 10 residências, no máximo) e seleciona uma de acordo com a atratividade de seus atributos S . Esses atributos são decorrentes das dissonâncias (neste caso, culturais) entre as residências. De acordo com suas simulações, os comportamentos específicos – por exemplo, reação exagerada a cada D_h - deve ter contribuído significativamente para as escolhas de residências na cidade de Yaffo. A figura a seguir apresenta o modelo desenvolvido por Benenson (2004).

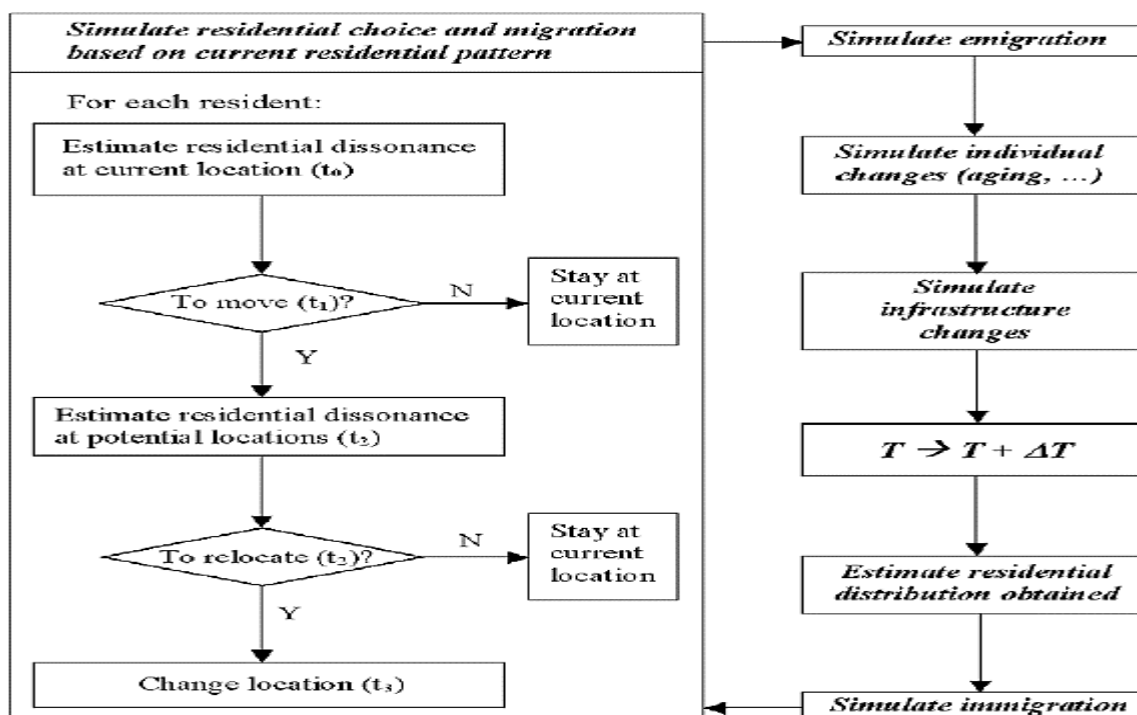


Figura 31 – Residentes se movem de acordo com potenciais dissonâncias individuais. Fonte: Benenson (2004)

Cinco anos mais tarde, Filatova, Parker e van der Veen (2009) desenvolveram um modelo semelhante, mas com atribuição de preços. Inicialmente, os agentes verificam as

características da terra, sejam elas física ou socioeconômicas. Assim, compradores ofertam um determinado preço, enquanto vendedores, outro. Na fase de negociação, esses preços são renegociados, pois vendedores vão negociar preços abaixo do preço de reserva e compradores, acima de seu preço de reserva, em um processo de retroalimentação. Ainda, os registros de preços negociados influenciarão na escolha dos futuros lances. Os autores demonstraram que esse processo de adaptação resulta em transações heterogêneas ao longo do tempo para as propriedades de mesma qualidade (ex. distância ao centro). Os resultados implicaram que quanto mais frequente as informações de atualização dos preços registrados, mais rápida é a escalada de preços. Quando ambos os lados tem algum poder de mercado, mais operações de mercado ocorrem, levando a uma expansão da cidade. A figura a seguir resume o modelo.

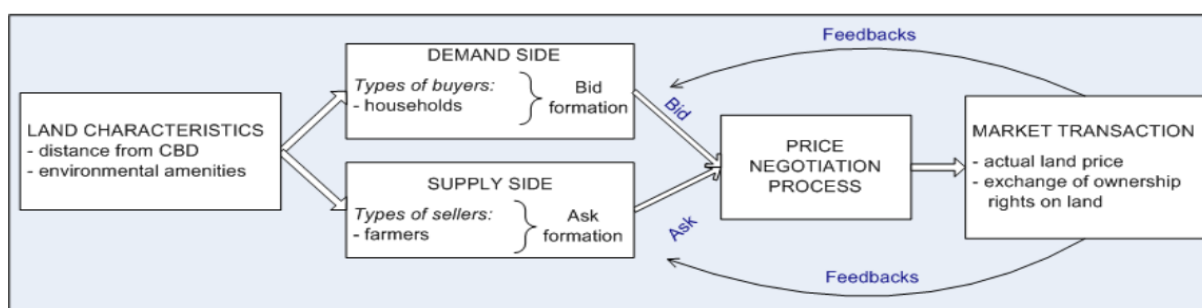


Figura 32 – Preço de reserva e preço acordado não são iguais, segundo o modelo acima. Fonte: Filatova, Parker e van der Veen (2009)

Já Gilbert, Haeksworth e Swinney (2009) se concentraram na dinâmica do corretor de imóveis. Em contraste com o modelo de Filatova, Parker e van der Veen (2009), os autores não utilizaram complexas funções de utilidade, nem assumiram a maximização dessas funções. Assim, apenas assumiram que compradores gostariam de comprar a residência mais cara (e, logicamente, da alta qualidade) que estes poderiam desembolsar. Em relação aos estoques, estes são fixos no curto prazo, então crescimento de demanda incrementa os preços. Os compradores são sensíveis as taxas de juros, dado que utilizam crédito na compra, assim, um incremento na taxa de juros desses créditos faria com que o preço se reduzisse, *ceteris paribus*. Em sua simulação, um vendedor, decidido a vender uma residência, vai até um próximo corretor para este avaliar o preço. Assim, o vendedor coloca o anúncio a um preço máximo, reduzindo caso não venda. Compradores precisam de casa que melhor se enquadre em seu nível de renda, assim, fazendo uma oferta. Assim;

- 1) Casas possuem inicialmente uma distribuição de preços randômica, estratificada de acordo com a sua distância ao centro consumidor. Possuem um indexador de qualidade, que é a comparação da média de preços das outras casas com esta.
- 2) Vendedores têm uma taxa de saída da cidade, então precisam vender suas casas mediante os corretores. A renda desses vendedores segue uma distribuição Gamma. Quando a proporção do pagamento do crédito imobiliário ficar duas vezes maior que suas receitas, este troca por uma casa de menor qualidade. Caso a proporção fique a metade, este troca por uma casa melhor.
- 3) Na venda dessas casas, os vendedores utilizam o dinheiro para pagar o crédito que sobrou. Se sobrar dinheiro, este pode utilizar desse capital para novas compras. Se o dinheiro da venda não for suficiente, este retira a casa do mercado.
- 4) Há também construção de novas residências bem como demolições.
- 5) Caso alguém fique sem casa, este, após certo período Δt , deixa a cidade.

Os autores demonstraram que os preços das residências e o número de transações tendem a ser voláteis no curto prazo. No longo prazo, os preços tendem a mostrar relação estável com os níveis de taxa de juros de crédito imobiliário. Demonstram também que a elasticidade-preço (juros x preço) encontrada foi de -1,03. Concluem que a taxa de juros sobre o preço das casas tem relação mais fraca quando o indicador de crédito/valor da residência for baixo. Outra análise é a de que mesmo que a distribuição e qualidade das casas sejam randômica, aglomerados de alto e baixos preços tendem a surgir, pois segundo os autores, os altos preços de casas em determinada localidade tendem a puxar os preços das casas vizinhas. Uma última conclusão é a de que choques no mercado tendem a gerar um longo cenário de oscilações, segundo um efeito de ciclos de alta e de baixa (*boom and burst*).

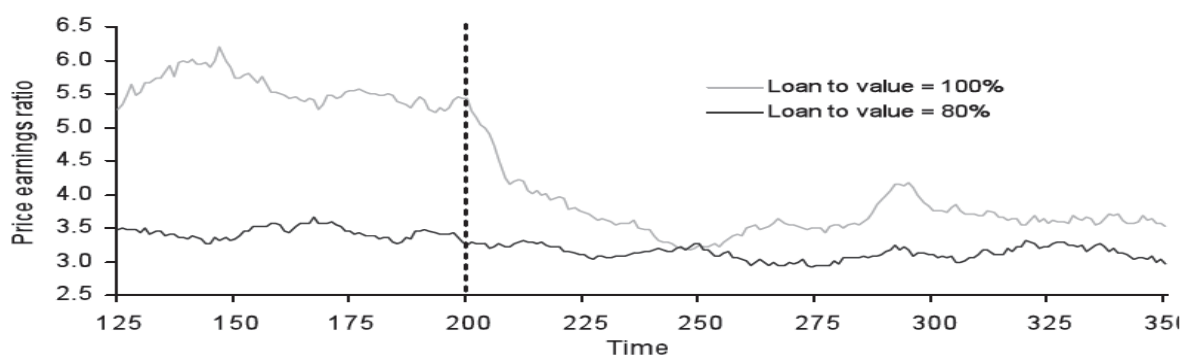


Figura 33 – As taxas de juros influenciam os preços das residências, porém este efeito é menor quanto menor for a relação de dívida/valor (endividamento). Fonte: Gilbert, Haeksworth e Swinney (2009).

O trabalho de Gangel; Seiler e Collins (2011) sobre efeitos de contágio no mercado imobiliário tem a mesma conclusão do trabalho descrito anteriormente. A conclusão dos autores é a de que a magnitude do contágio de execução de hipotecas varia de acordo com o tempo em que as propriedades com dívidas permanecem no mercado. Nesse caso, choques no mercado podem gerar um longo ciclo de oscilações quanto maior o tempo desse choque (o processo é de uma dinâmica de reforço).

Conclusão semelhante encontraram os autores Geanakoplos *et al.* (2012), ratificando o trabalho desenvolvido três anos antes por Gilbert, Haeksworth e Swinney (2009). Os autores completam que as taxas de alavancagem, não as de juros, parecem ser o importante fator motriz que levou ao crescimento e decaimento do mercado americano entre 1997 e 2010.

Ge (2013) apontou que a corrente literatura não está satisfazendo a previsão de bolhas especulativas, nem mesmo tendo bons resultados na dinâmica dos preços. Em seu modelo, há cinco tipos de participantes: as corretoras imobiliárias, as construtoras, os compradores, os donos de residências e o banco. Ainda, divide-se compradores e proprietários por investidores e não investidores. Investidores regulares obtém utilidade em viver em determinada casa. Investidores especuladores decidem com base em suas expectativas de preços futuros das residências. O modelo é bastante semelhante ao desenvolvido por Gilbert, Haeksworth e Swinney (2009), exceto pela participação de bancos como agentes, e não mais como exógenos. Em cada instante t , bancos anunciam a taxa do financiamento e os critérios para empréstimos, enquanto as corretoras divulgam os preços para cada região. Após terem a lista de preços, as construtora iniciam as incorporações em cada uma dessas regiões. Os proprietários decidem se pagam o financiamento ou não (*default*). Se sim, podem escolher vender, emitindo um dado preço. Se este mesmo proprietário for um investidor especulador, este, pode decidir vender a propriedade de acordo com as expectativas dos futuros preços, com base em seu retorno esperado. Já um comprador comum procura por residências de acordo com sua função utilidade (que podem adquirir). Já um investidor procura moradias de acordo com a maior expectativa de retorno associada (desde que possam adquirir), dado retorno esperado (*benchmark*). O banco pode ter três tipos de tratamentos: o caso normal, o leniente e o restritivo. Quando leniente, o banco trabalha com taxas de crédito bastante baixas e flexíveis, podendo se financiar até 50% de sua renda, sem sinal como pagamento. Na forma restritiva, as taxas são fixas e maiores, há um sinal mínimo e o máximo de crédito é reduzido pela metade. Na sua forma normal, há um equilíbrio entre esses fatores. Os resultados mostram que o fator de leniência dos bancos pode ser um dos possíveis causadores de bolhas e volatilidades extremas. Já o número de investidores

no mercado não afeta a média dos preços no longo prazo, porém causa maior volatilidade ao sistema em períodos de choques externos (possível efeito cascata). As figuras a seguir representam as conclusões baseadas no modelo de Ge (2013).

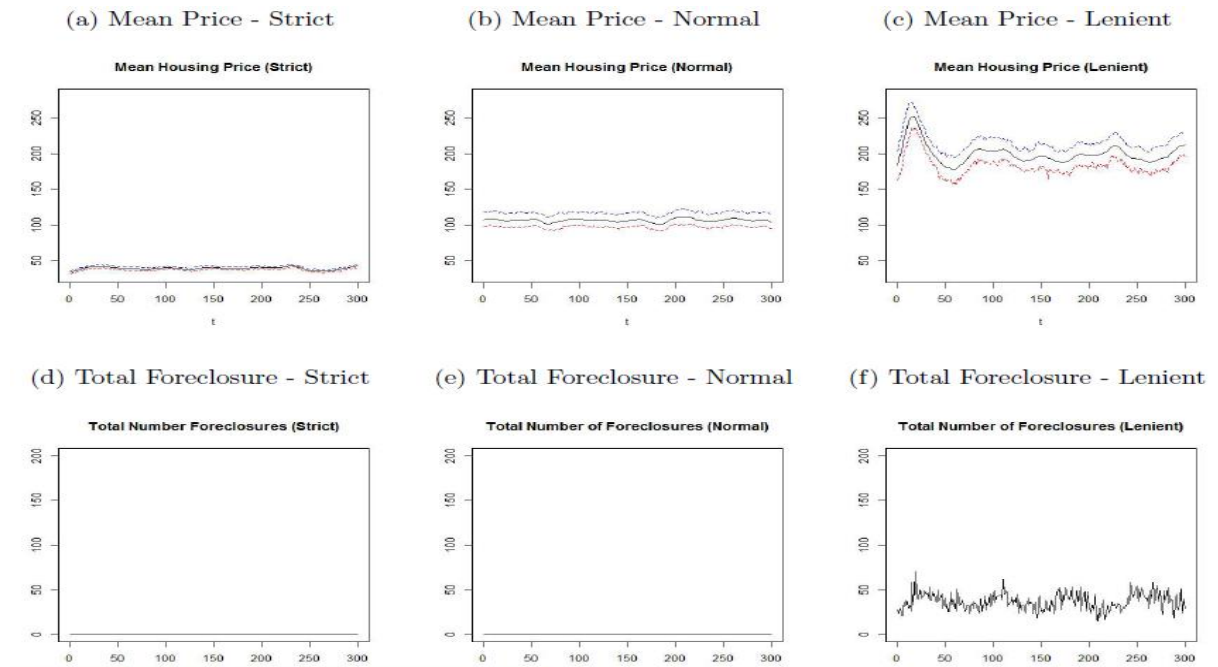


Figura 34 – Fator de leniência dos bancos (à direita) como causador de ciclos e execução hipotecária. Fonte: Ge (2013).

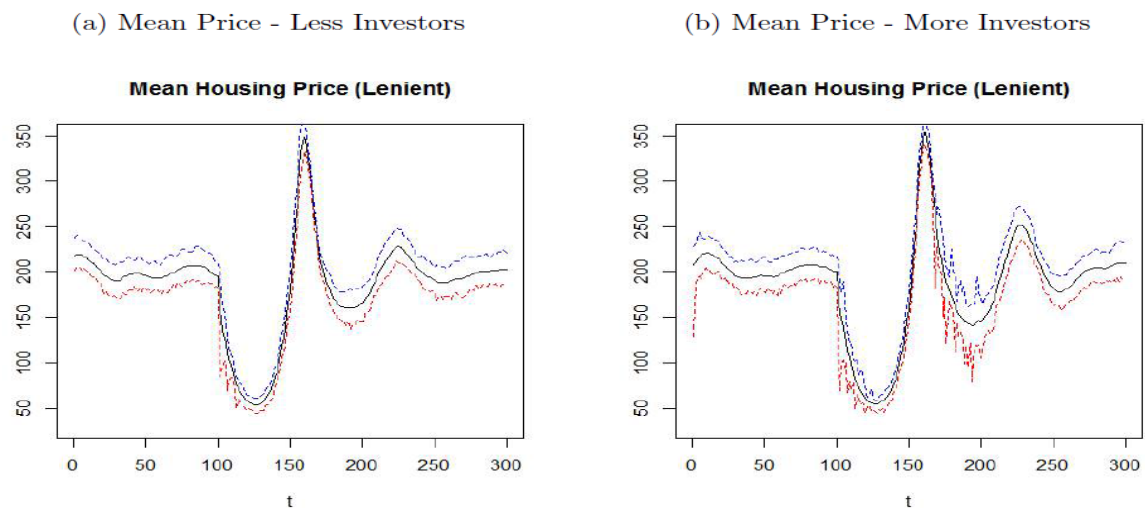


Figura 35 - Mais investidores no mercado (figura à direita) levam a maiores volatilidades no curto prazo, mediante efeito cascata mais acentuado. Fonte: Ge (2013).

Recentemente, um outro modo de pensar sobre esses modelos foi discutido em Shen et. al (2014), a modelagem de agentes em redes bayesianas no mercado imobiliário chinês. O modelo possui quatro entidades, o mercado, os compradores, estes divididos em normais e especuladores, os desenvolvedores e o governo. Os compradores normais possuem decisões

independentes, mas os especulativos tendem a formar grupos e cooperar um com os outros para tomar decisões. Normalmente, essas decisões são repetitivas. A função do mercado é manter dados históricos para ajudar as decisões dos outros agentes. A rede bayesiana é representada por quatro nós: política governamental, dados históricos, tendência de mercado e condições de vida. Assim, compradores julgam preços futuros de acordo com as políticas atuais e pela tendência dos preços históricos. Outros dois nós representam as condições de utilidade (renda e condições de moradia). Dessa forma, as redes bayesianas são processos nos quais os agentes tentam melhorar suas condições de vida e ganhar rendas dentro de cenários de incerteza. Uma outra característica é a de as decisões dos compradores podem depender das decisões do grupo, a chamada '*herd behavior*'¹⁹. Uma das conclusões dos autores é a de que quanto mais grupos de investidores, maior a pressão baixista sobre os preços das moradias (poder de barganha). Porém, oferecem maior volatilidade ao mercado, como bem observou Ge (2013). Além disso, observaram que quanto maior o valor do parâmetro '*herd behavior*', μ , maior a força do ciclo de reforço do sistema (incremento de preços leva a mais incrementos), porém com rendimentos decrescentes de escala. A figura a seguir retrata essa dinâmica.

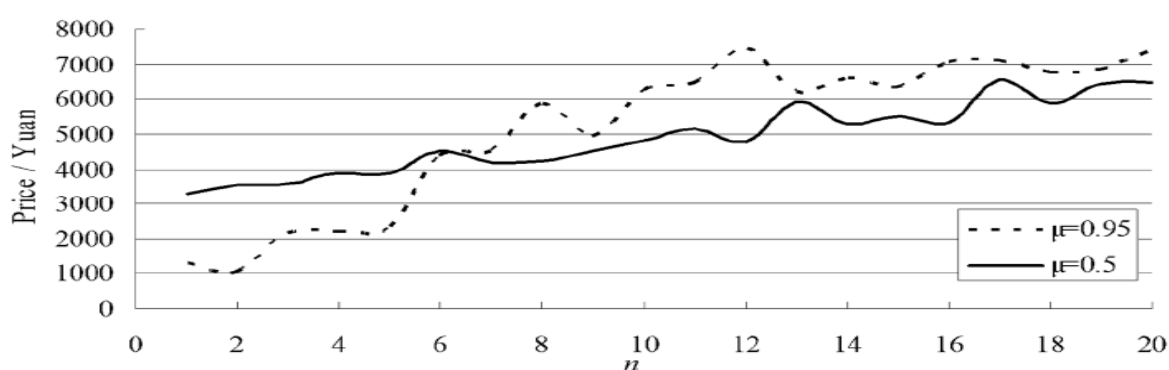


Figura 36 – Quanto maior o número de grupos especulativos, maior a tendência do reforço positivo (negativo) nos preços. Fonte: Shen et. al (2014)

Para finalizar essa parte, demonstra-se o trabalho conduzido por Ben-Shahar e Golan (2014), em que foi estudado como diferentes personalidades individuais, como por exemplo, extroversão e introversão, abertura para experimentação ou não, consciência ou falta de senso de direção, estabilidade (instabilidade) emocionais, podem produzir efeitos agregados bastante díspares e significativos sobre os resultados de equilíbrio no mercado imobiliário.

¹⁹ Comportamento de manada (N. do A.)

Apesar de todos os avanços dos diversos modelos apresentados, o fato de que os comportamentos dos agentes não são facilmente previsíveis, e que estes são mutáveis ao longo do tempo, faz com que seja uma difícil missão representar tais modelos.

Na parte 3, serão descritas as metodologias do modelo a ser desenvolvido.

3. METODOLOGIA – O MODELO MULTIMÉTODO

A natureza desta pesquisa é aplicada, com a utilização dos métodos de simulação da Dinâmica de Sistemas (DS) e da Modelagem baseada em Agentes (MBA) para o desenvolvimento de um modelo experimental para o setor imobiliário de Ribeirão Preto-SP. Com relação à sua característica, ela é experimental, que de fato caracteriza-se por manipular diretamente as variáveis relacionadas com o objeto de estudo, além da pretensão de demonstrar de que modo ou por que tal fenômeno é produzido. A pesquisa é também de caráter descritivo, pois visa descrever um modelo para simulação do dinamismo do mercado imobiliário e suas derivações teóricas.

A metodologia será apresentada em duas partes. A primeira apresenta a modelagem populacional da cidade de Ribeirão Preto e a segunda, os modelos de mercados imobiliários e de especulação. O software de simulação a ser utilizado durante todo o trabalho é o AnyLogic 7.1.2 ‘*Professional Edition*’. Segundo Borshchev (2013), criador do software, o AnyLogic é o único a integrar de forma completa todas as modalidades de simulação, apresentadas nesse trabalho, de modo ilustrativo e personalizado, além de contar com toda a infraestrutura de ajuda online e de protótipos de modelos (BORSHCHEV, 2013).

3.1 MODELAGEM POPULACIONAL

Nesta parte, a metodologia descrita nesta seção abordará a proposição do modelo populacional, que será chave para o desenvolvimento da modelagem do setor imobiliário. Para tanto, este trabalho iniciará a concepção de dinâmica populacional consagrada na literatura (BORSHCHEV, 2013; STERMAN, 2000; BUENO, 2011). O modelo desenvolvido é apresentado a seguir.

No modelo apresentado na figura 37, o estoque populacional sofre variação mediante quatro fluxos: positivo de nascimentos adicionado à imigração e negativo diante das mortes adicionado à emigração. Pelo lado de entrada, o fluxo de nascimentos é impactado pela taxa de fertilidade vezes a população atual, após atraso de um período. A taxa de fertilidade inicial segue dados relativos à Ribeirão Preto-SP, disponibilizadas pelo IBGE (2010). A projeção da

taxa brasileira (IGBE, 2008) serviu como parâmetro de extrapolação para as taxas de natalidades até 2050. Segundo o IGBE (2008), a taxa de natalidade/população brasileira estabilizará até 2040-2050 em 0,0075. A figura 38 representa a variação da taxa natalidade/mortalidade durante os anos de simulação. À direita, a taxa de mortalidade é dada pela equação (11) proposta por Sterman (2000), ajustada por um parâmetro ϵ , de erro. Neste caso, a expectativa para a população brasileira até 2050 pelo IGBE (2008) foi replicada (ajustados pela média superior da cidade de Ribeirão Preto), e extrapolada até o ano 2100, de acordo com a perspectiva da ONU (2012, p.81) de que a expectativa de vida no Brasil deve chegar a valores próximo a 88 anos em 2100.

$$\text{Mortalidade} = \frac{\text{População}}{\text{Expectativa de vida}} \times \epsilon \quad (11)$$

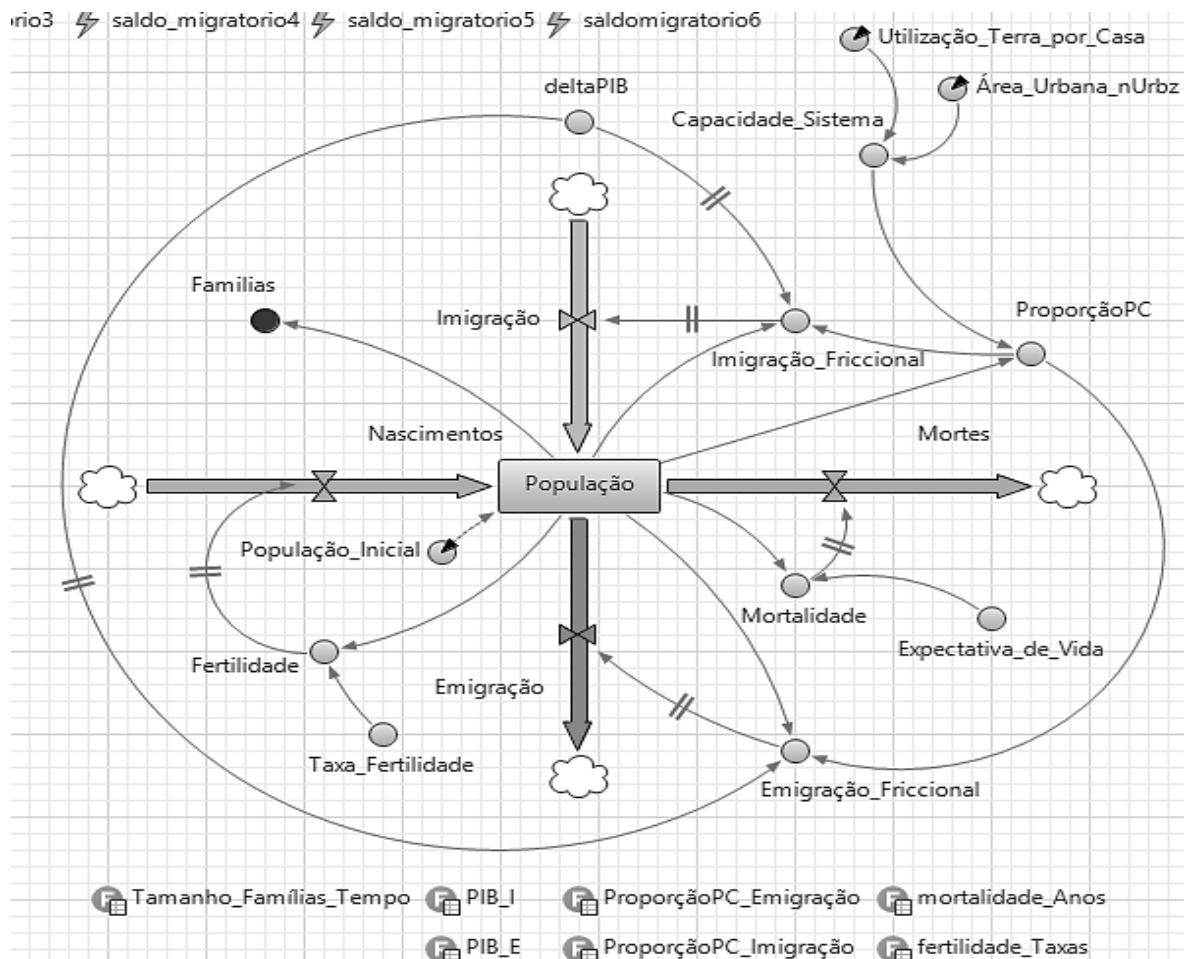


Figura 37 – Modelo populacional. Os atrasos do modelo são ilustrados com linhas com dois pequenos traços paralelos. Fonte: Elaboração própria e Borshchev (2013).

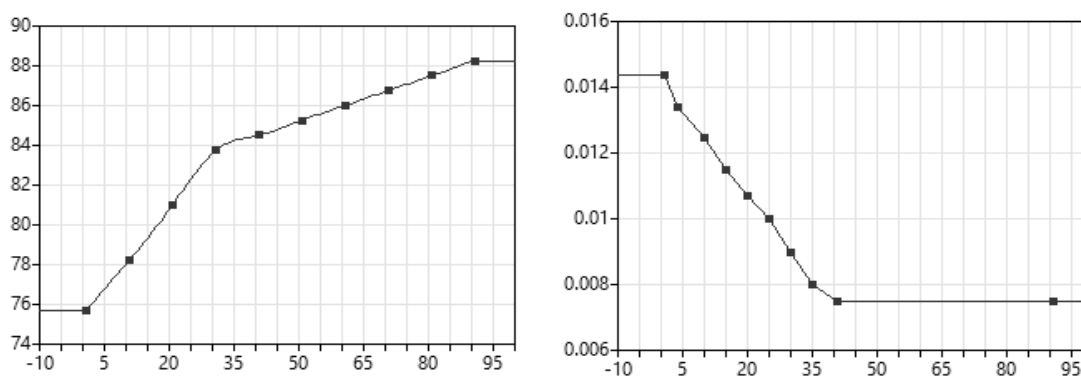


Figura 38 – A figura à esquerda representa a evolução da mortalidade (y) por tempo (x); ao lado a descrição do decaimento da função taxa de natalidade por tempo (x). Nota-se que entre a data 35 e 45, o IGBE (2008) não considera mais mudanças. Data 0 = 2010. Fonte: Elaboração Própria e IGBE (2008).

Na parte superior do modelo é inserida a imigração, dada por uma função dependente da população dividido pela capacidade do sistema (capacidade de área para novas moradias) e variação do PIB (deltaPIB). Nesse modelo, a capacidade do sistema (CS) é dada pela equação (12). Já a variável ‘ProporçãoPC’ (13) é dada pela quociente entre População e Capacidade do Sistema.

$$CS = \left(\frac{\text{Área urbana disponível}}{\text{Terra por moradia}} \right) \times f(\text{famanho médio das famílias, tempo}) \quad (12)$$

$$\text{ProporçãoPC} = \frac{\text{População}}{CS} \quad (13)$$

Segundo Magalhães; Toscano e Bergamaschi (2013), as áreas urbanizadas são o resultado da ocupação antrópica sobre o território; são áreas que possuem ocupação contínua de edificações, ou que de alguma forma sofreram impacto antrópico destinado à ocupação urbana, enquanto que as áreas urbanas são delimitadas por políticas públicas como perímetro urbano, áreas onde teoricamente a urbanização pode avançar. Segundo o plano diretor de RP, a área urbana é de 351 km², enquanto que a área urbanizada, sem contar áreas verdes e institucionais, é de 113km². Da diferença entre área urbana e área urbanizada, 40% deverá ser utilizado como áreas Institucionais e verdes. A área útil fica igual a 142km². Somado aos 113km², a área total útil é igual a 257km². Estima-se que, segundo o macrozoneamento da cidade²⁰, em torno de 30 a 35% sejam relativos a lotes não residenciais. O número que será inicialmente utilizado neste trabalho é de 167km² de área residencial. De acordo com o Plano

²⁰ Disponível em: <http://www.ribeiraopreto.sp.gov.br/splan/planod/macrozoneamento.pdf>.

Diretor da cidade de RP²¹, existem quatro grandes áreas: A ZUP, área de zoneamento preferencial, com lote mínimo de 140m² e com proporção estimada em 35% da área, a ZUR, área de zoneamento restrita, com lote mínimo de 140m² com proporção estimada em 20%, a ZUC, zoneamento controlado, com lote mínimo de 250m² e proporção em torno de 30%, e a ZPM, área de proteção máxima, com lote mínimo de 300m² e algo próximo a 15% da área. Neste sentido, será utilizada uma aproximação da média ponderada dos lotes mínimos como área por residência média, de 200m². Já o tamanho médio das famílias sofreu quedas acentuadas nesses últimos anos, sendo que o IGBE (2008) projeta famílias bem menores para 2050. Segundo dados da OECD (2015), a Europa já possui hoje média de taxa de fertilidade semelhante ao que o IGBE (2008) projeta para o Brasil-2030-2050. Como variável *proxy*, o tamanho das famílias para esta simulação seguirá valores próximos aos europeus em 2050, com média de 2,5 pessoas/família. Hoje, de acordo com o IGBE (2010), a cidade de RP possui índice próximo a 3,1. Na simulação, próximo a 2050, essa taxa chegará à média europeia.

Finalmente, a imigração friccional é igual ao produto entre a função ProporçãoPC e Imigração/Emigração e pela segunda função multiplicadora entre Imigração/Emigração e Δ PIB. A primeira função implica que menores taxas de imigração ocorrerão se a proporção população/capacidade (ProporçãoPC) do sistema aumentar, ou seja, se houver menos espaço para construção, menor será a imigração. Esta função seguirá uma curva logística (S), extrapolando os dados atuais do IGBE (2010) para migração dada a atual ProporçãoPC. A segunda função seguirá também uma curva em (S), no sentido de que as duas funções possam balancear o sistema. Ribeirão Preto apresentou média de 3,48% e desvio padrão de 3,45% para as taxas de crescimento do PIB dos últimos dez anos. As duas figuras a seguir representam a variação do PIB de Ribeirão Preto (RP) e do Brasil.



Figura 39 – Variação PIB Ribeirão Preto (RP). Fonte: Elaboração Própria e IGBE (2010).

²¹ Disponível em: http://www.ribeiraopreto.sp.gov.br/splan/planod/plano_diretor.pdf.

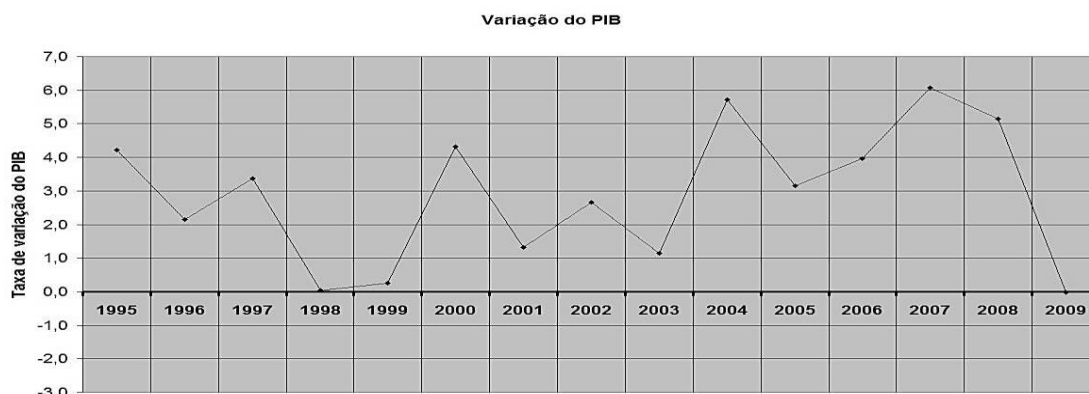


Figura 40 - Variação PIB Brasil. Fonte: IGBE (2010).

Se a variação do PIB for maior que a média dos últimos dez anos, haverá um acréscimo na taxa de imigração média. De acordo com os dados do IGBE (2010), a taxa de imigração dobra com o substancial aumento do PIB local, com um atraso médio de dois a três anos. De maneira inversa, a taxa de emigração cai com o substancial aumento do PIB, porém se eleva caso a cidade não tenha bom desempenho econômico. A figura a seguir mostra a relação entre ‘ProporçãoPC’ e Imigração/Emigração (I/E) e do multiplicador entre a função Δ PIB e I/E para o modelo desenvolvido.

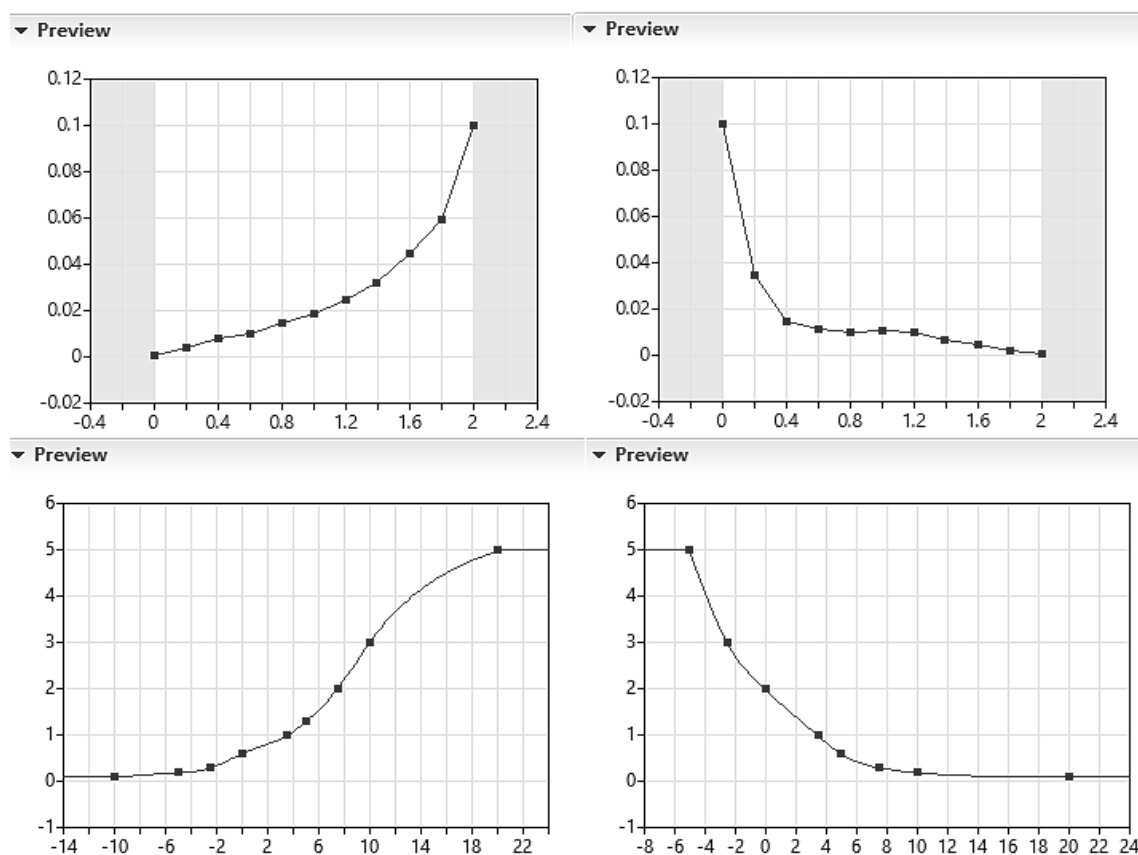


Figura 41 – Acima à esquerda, função PC (x) e E (y), acima à direita, PC (x) e I (y); inferior à esquerda, PIB (x) e I (y), e inferior à direita, PIB (x) e E (y).

Dessa maneira, a imigração (emigração) friccionais são dadas por:

Imigração (emigração) friccional

$$= f(\text{ProporçãoPC}, \text{taxa imigração (emigração)}) \times \text{população} \\ \times \text{delay}[f(\Delta\text{PIB}, 3)] \quad (14)$$

Para compensar a falta de imigração e emigração nos primeiros anos (por causa do atraso), foram criados saldos migratórios em forma de eventos (BORSHCHEV, 2013), cada um encarregado de adicionar as médias migratórias no modelo até o fim do período de atraso, que ocorre no sexto ano. Finalmente, a variável de saída do modelo é “Famílias”, de acordo com a seguinte equação:

$$\text{Famílias} = \frac{\text{População}(t)}{f(\text{tamanho médio das famílias, tempo})} \quad (15)$$

A variável ‘Famílias’ será variável ‘shadow’ do modelo de simulação do mercado imobiliário, pois reflete a demanda real por casas.

3.2 MODELAGEM DO SETOR IMOBILIÁRIO

3.2.1 Adaptação do modelo original de Leoneti, Giorgetti e de Matos (2014)

O modelo de moradias seguirá o apresentado por Leoneti, Giorgetti e de Matos (2014), com algumas adaptações. A variável *shadow* ‘Famílias’ se integrará ao modelo, assim tornando-se comparativo de demanda real por habitações. A oferta é dada pelo estoque de ‘Moradias’, sendo que o IMI confrontará demanda e oferta. Já o preço médio do metro quadrado seguirá como uma função do IMI. O IMI esperado seguirá a mesma função descrita pelo modelo original, tanto quanto o preço médio esperado, que será função do IMI esperado para dado preço atual (LEONETI; GIORGETTI; DE MATOS, 2014). As funções aleatórias originais do modelo serão modificadas por funções representativas de Ribeirão Preto, neste caso, o custo atual será obtido de acordo com a média da diferença entre receita líquida e o percentual de resultado operacional das incorporadoras atuantes no município. Já lucro operacional esperado é dado pela diferença entre preço médio do metro quadrado esperado e custo esperado. A variável ganhos de capital esperados, neste caso, é representada pelo custo de oportunidade, dado pela taxa de juros (TJLR) acrescida por um *spread*, representativo do custo de capital (WACC – sigla inglesa), multiplicado pelo preço médio esperado do metro quadrado. Desta maneira, a

probabilidade esperada de novas construções será dada pelo quociente entre lucro operacional esperado e ganhos de capital esperado multiplicado pelo quociente entre Demanda Total e Moradias (refletindo construções por demanda aquecida ou oferta excessiva), assim, refletindo as construções por especulação. O parâmetro ‘demora de planejamento e construção’ será de três anos. Já a ‘vida útil das moradias’, terá valor igual a 40 anos. No lado dos fluxos entre estoques, o estoque de moradias em construção é dado pela taxa de início de construção, representada pela multiplicação entre taxa de demolição e probabilidade esperada de novas construções, e a taxa de conclusão é dada pelo quociente entre o estoque de moradias em construção e a demora de planejamento e construção. Finalmente, a taxa de demolição é dada pelo quociente entre moradias e vida útil das moradias. Representante da oferta, o estoque total de moradias é dado pela diferença entre taxa de conclusão e taxa de demolição. O modelo é dinâmico, pois alterações no IMI causam alterações em Moradias, que causa alterações no próprio IMI. A figura a seguir representa parte do modelo descrito nesta seção.

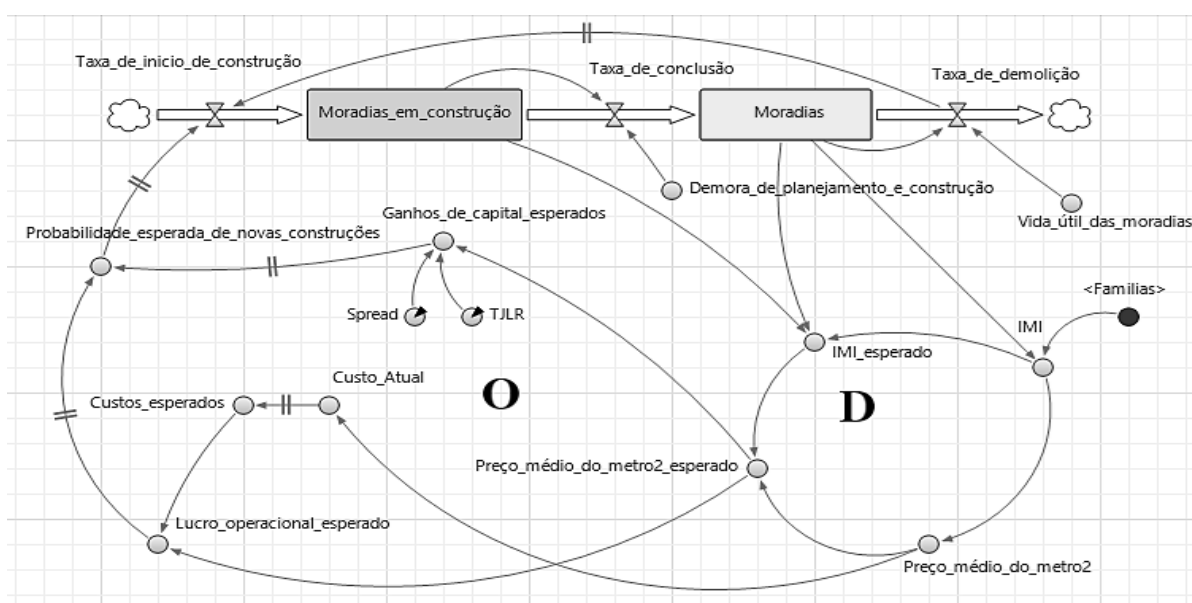


Figura 42 – Modelo do mercado de moradias. Os atrasos do modelo são ilustrados com linhas com dois pequenos traços paralelos. Fonte: Elaboração própria e Leoneti, Giorgetti e de Matos (2014).

3.2.2 Adaptação da especulação de Dieci e Westerhoff (2012, 2013)

Os autores Dieci e Westerhoff (2012, 2013) desenvolveram um modelo no qual a demanda por moradias é influenciada pelas expectativas sobre o futuro dos preços das mesmas. O modelo apresentado na seção anterior contempla a oferta especulativa, mas não apresenta menções às demandas especulativas. Para isso, o modelo de Dieci e Westerhoff (2012, 2013)

foi escolhido para o ajuste da demanda à própria especulação. Os autores definem o preço de um imóvel em um tempo futuro como uma equação de diferenças, de acordo com a equação 16.

$$P(t+1) = P(t) + \alpha \times (D(t) - S(t)); \text{ onde } \alpha \text{ é um parâmetro} \quad (16)$$

Neste caso, o preço $t+1$ de dada moradia é o próprio preço atual multiplicado por um parâmetro alfa vezes uma demanda $D(t)$ subtraída da oferta $S(t)$. $D(t)$ é composta de duas partes, uma chamada demanda real, $D(tR)$ e outra parte especulativa, $D(tE)$. Ainda assim, $D(tE)$ é subdividida em duas componentes, a força especulativa de extrapolação, $D(tEE)$ e a força especulativa de reversão de tendência (fundamentalistas), $D(tEF)$. O princípio é que os agentes, em função da alta dos preços, acreditam que a tendência de aumento dos preços continuará a aumentar a demanda por moradias para investimento. Porém, em um momento $t+x$ em que os agentes, preocupados com a ‘esticada de preços’ (ou derrubada nos preços) além de determinado valor fundamental, P_f , valor que creem os especuladores como ‘correto’, adotarão uma estratégia de reversão, ou seja, ocorrerá uma correção (elevação) de preços. A proporção que envolve a força de ‘extrapoladores’ e ‘fundamentalistas’ é dado endogenamente, de acordo com um modelo *logit* multinomial, baseado em uma medida de regra de desempenho. Essa medida é a mesma adotada pelos autores Lines & Westerhoff (2012) e Dieci e Westerhoff (2012, 2013), que reflete o erro quadrático relativo às previsões mais recentes²². Assume-se aqui, portanto, que a demanda especulativa em cada período é proporcional às mudanças no preço esperado das moradias.

A expectativa do preço futuro para um período é dado no começo do período atual para extrapoladores (17) e fundamentalistas (18)

$$p_{t+1}^{tEE} = \text{smooth3}(p_t + f \times (p_{t-1} - p_{t-2}), 1); f \geq 0 \quad (17)$$

$$p_{t+1}^{tEF} = \text{smooth3}(p_t + u \times (P_f - p_{t-1}), 1); u \geq 0 \quad (18)$$

onde a função *smooth3* (entrada, atraso) é a função dinâmica do sistema que retorna a suavização exponencial de terceira ordem da entrada. É frequentemente usada para modelar atrasos de informação. (ANYLOGIC, 2015).

²² Essa abordagem é bastante utilizada em finanças evolucionárias. Ver Ascari, Pecora e Spelta (2013).

Assim, a demanda especulativa de cada tipo de agente é positiva (negativa) se um movimento ascendente (descendente) de preços é esperado, e zero caso não haja mudanças.

A medida de desempenho, citada anteriormente, é assim dada para extrapoladores e fundamentalistas (19).

$$A_t^{EE} = -(p_{t+1}^{tEE} - p_t)^2, A_t^{EF} = -(p_{t+1}^{tEF} - p_t)^2 - k \quad (19)$$

Essa correção negativa do desempenho dos fundamentalistas é o custo necessário para se estimar o preço fundamental, seja por requisito de maior conhecimento das variáveis de mercado, seja outras maneiras. Finalmente, a proporção de extrapoladores em dado período t é dado por (20).

$$W_t = \frac{\exp(\tau \times A_t^{EE})}{\exp(\tau \times A_t^{EE}) + \exp(\tau \times A_t^{EF})}, \quad (20)$$

onde A_t^{EE} e A_t^{EF} são dadas por (19) e $\tau \geq 0$ representa a chamada ‘intensidade de escolha’ (DIECE; WESTERHOFF, 2013).

A fração dos agentes que adotam uma estratégia particular $W_{t(i)}$ é atualizada a toda hora pela entropia de Gibbs, sendo o parâmetro τ chamado de “parâmetro de racionalidade”: tudo mais constante, quanto maior τ , maior o número de agentes que trocarão entre as estratégias com as melhores atratividades (ASCARI; PECORA; SPELTA, 2013).

Dessa forma, são produzidas duas demandas, uma ‘extrapolativa’, D_{TEE} , e outra ‘fundamentalista’, D_{TEF} .

$$D_{TEE} = W_{tTEE} \times \hat{f} \times (p_{t+1}^{tEE} - p_t), D_{TEF} = W_{tTEE} \times \hat{u} \times (p_{t+1}^{tEF} - p_t) \quad (21)$$

A variável P_f , que representa o valor fundamental dos preços ainda precisa ser definida. Assume-se aqui que os fundamentalistas não podem identificar o real valor fundamental. Duas modelagens são utilizadas nesse âmbito. A primeira é descrita em Lengnick e Wohltmann (2010), que ligam o valor fundamental dos ativos à atividade econômica agregada. Já Ascari, Pecora e Spelta (2013) creditam esse valor diante às construções em andamento no setor, as quais os fundamentalistas observam. Assim, um incremento nas construções em andamento fornece um sinal aos agentes de que pode-se esperar um aumento nos preços fundamentais das casas. Em nosso modelo, ocorre justamente o contrário. O IMI decresce a medida que a oferta cresce em relação à demanda agregada. Assim, optou-se por utilizar o método da atividade

4. RESULTADOS

Os resultados do modelo populacional e de moradias estão apresentados a seguir. A simulação percorre cem anos, iniciando-se no ano de 2010 ($t = 0$). Alguns parâmetros ainda não foram especificados, por exemplo, o WACC representa o custo médio ponderado de capital e é utilizado na variável ganhos operacionais esperados. Assim, se o lucro operacional (margem bruta – despesas operacionais) for maior que o WACC, a incorporadora/construtora terá maior incentivo à construção de novas moradias. Para margem bruta, despesas operacionais e WACC foram utilizados dados do Instituto Assaf (2015), referência de dados de empresas brasileiras setoriais. Já o preço base, utilizado na evolução dos preços, inicia-se em 1700, preço médio do metro quadrado estimado pela Pesquisa CRECI (2010, pg. 20), que calcula os preços médios de várias corretoras associadas na cidade de Ribeirão Preto-SP. A variável de evolução dos preços é dada pela diferença entre o preço na data atual (t) e o preço no instante anterior ($t - 1$), sendo que esse preço é dado pela multiplicação do IMI pelo preço base. O PIB, por critérios de controle, vai seguir uma variação em forma de ciclos de alta e de baixa, a fim de ser verificado se o modelo é consistente. O PIB de controle é ilustrado na figura 44. O estoque inicial de população é igual a 604.950 pessoas e o estoque de moradias igual a 196.500 residências (IGBE, 2008). Finalmente, os parâmetros iniciais são dados na tabela a seguir. O objetivo geral é verificar como são as estruturas da evolução de preços nesse mercado. As figuras a seguir são as saídas da simulação obtidas pelo software ‘Anylogic 7.1.2’.

Tabela 2 – Parâmetros iniciais da simulação.

f	u	$\hat{f}$	$\hat{u}$	k	τ
5	0,3	50	50	0	0,00005

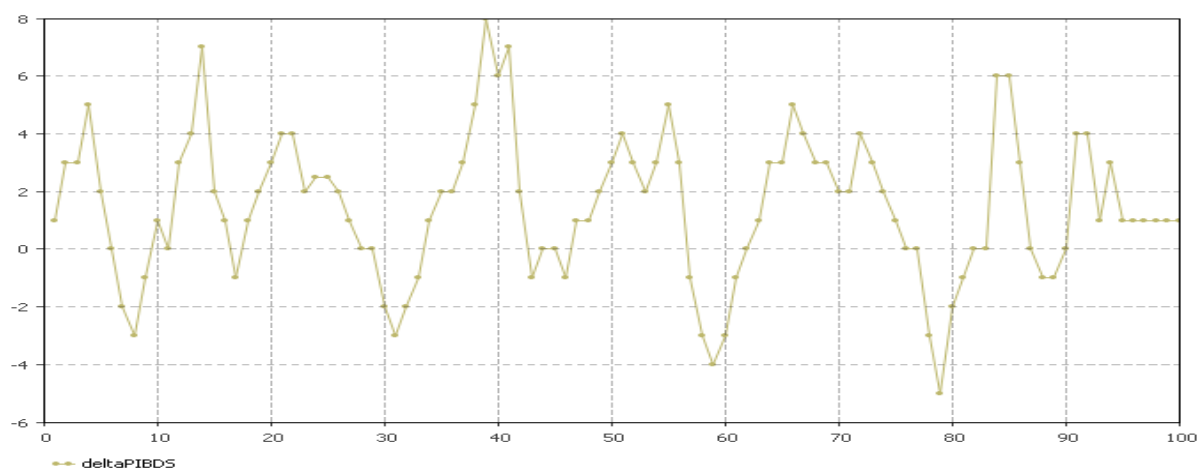


Figura 44 – Evolução do PIB para o período em análise elaborada pelo autor.

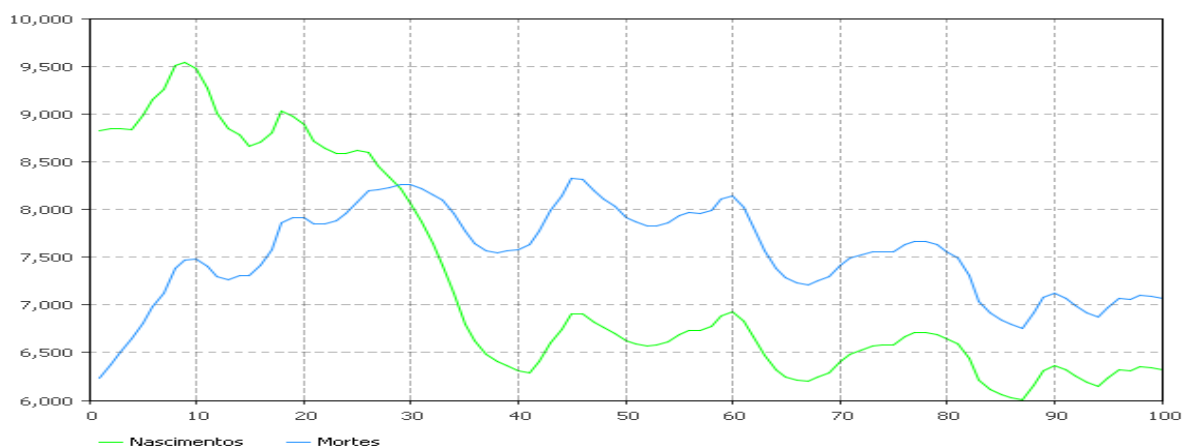


Figura 45 - Nascimentos, curva com tracejado verde, e mortes, com tracejado azul se cruzam no momento t igual a 30 anos. Se $t = 0 = 2010$, a população tem crescimento vegetativo igual a zero no ano de 2040. O IBGE (2008) acredita que este período se daria entre 2035 e 2040. Fonte: Própria.

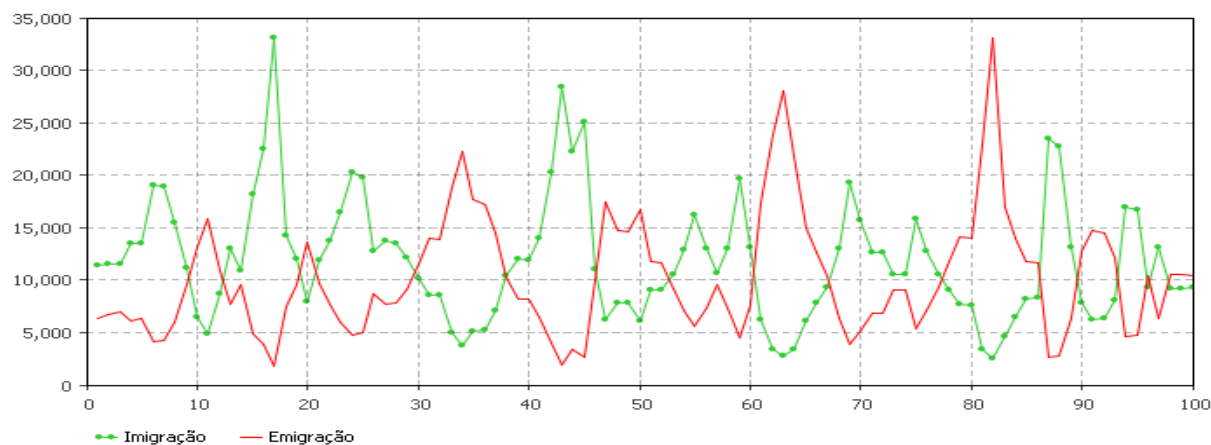


Figura 46 – A representação do número de emigrantes e dos imigrantes sofre forte influência da variação da atividade econômica local, especificamente nos períodos 30-40, 60-65 e 80-85. Fonte: Própria.

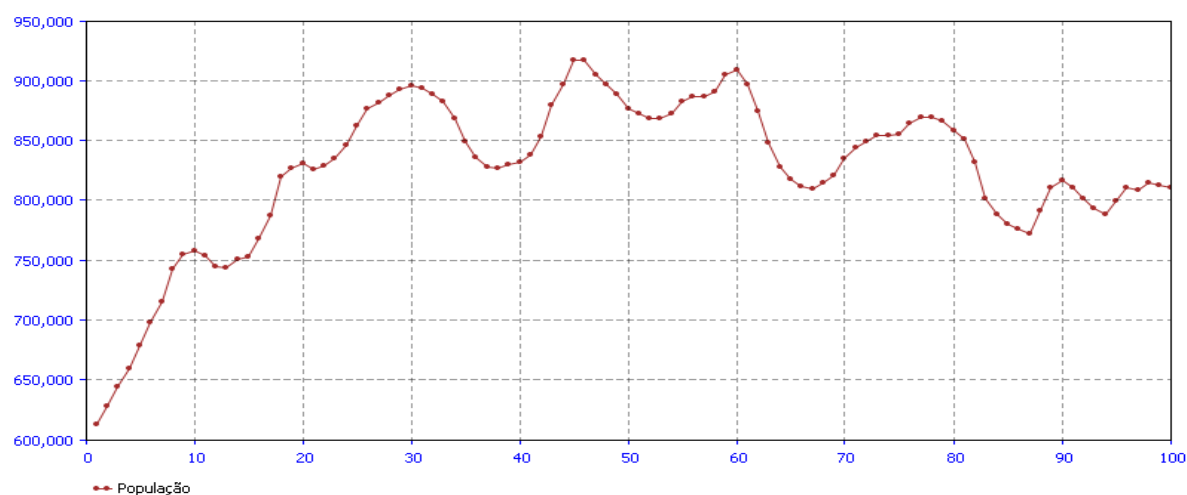


Figura 47 – Simulação do tamanho da população durante 100 anos. Apesar das volatilidades a partir do ano $t = 30$, 2040, a população começaria a diminuir em $t = 45 = 2055$. Há um princípio de estabilização perto de 820 mil habitantes. O IBGE (2008) calcula que este período deva ocorrer após a 2040. Fonte: Própria.

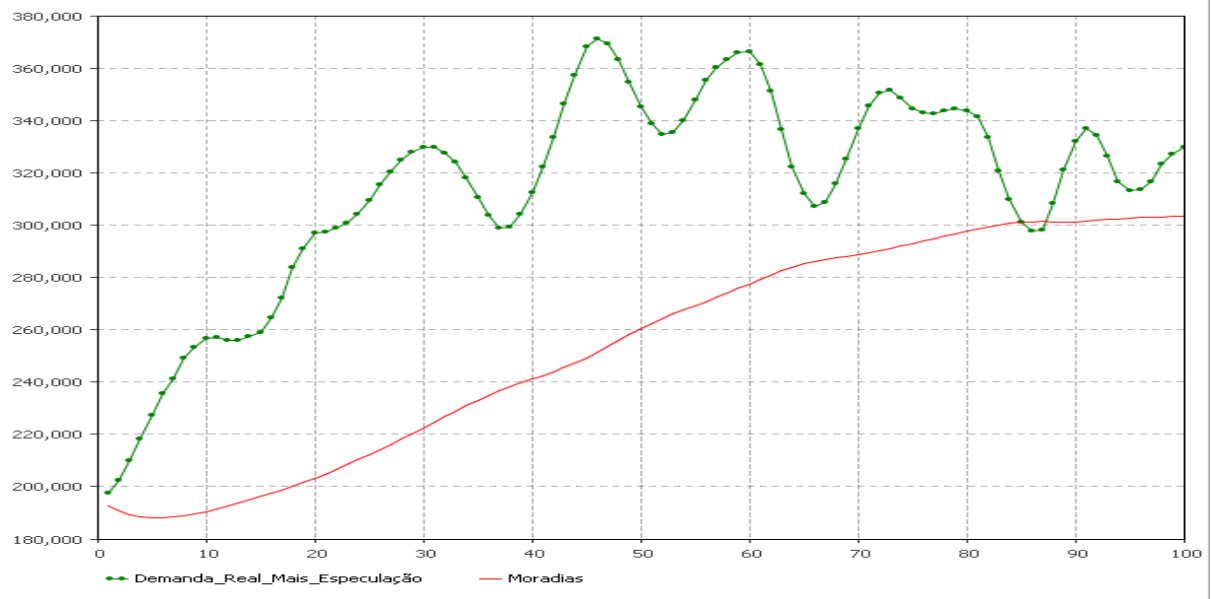


Figura 48 – A oferta de moradias cresce mais devagar do que a demanda por casas (dadas por famílias e pela especulação). O déficit habitacional segue até o ano de 2100, quando demanda converge à oferta.
Fonte: Própria.

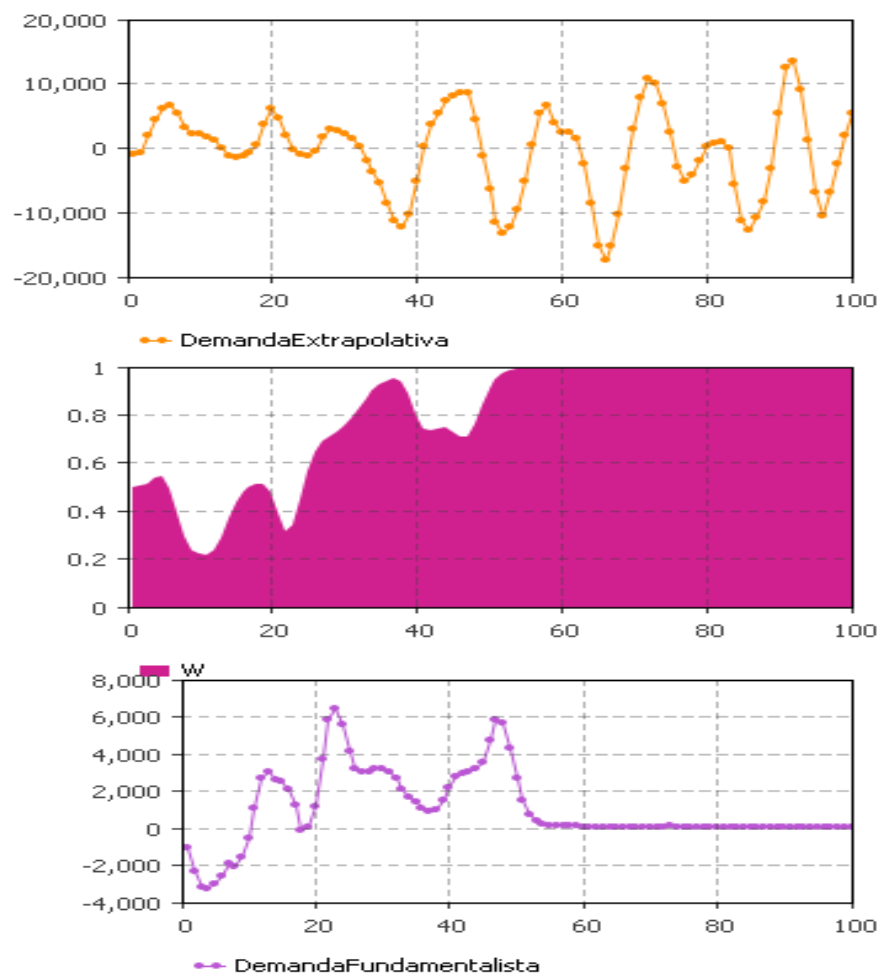


Figura 49 – Componentes da especulação: a demanda extrapolativa, a proporção dinâmica entre demanda extrapolativa e fundamentalista $W(t)$ e demanda fundamentalista. Fonte: Própria.

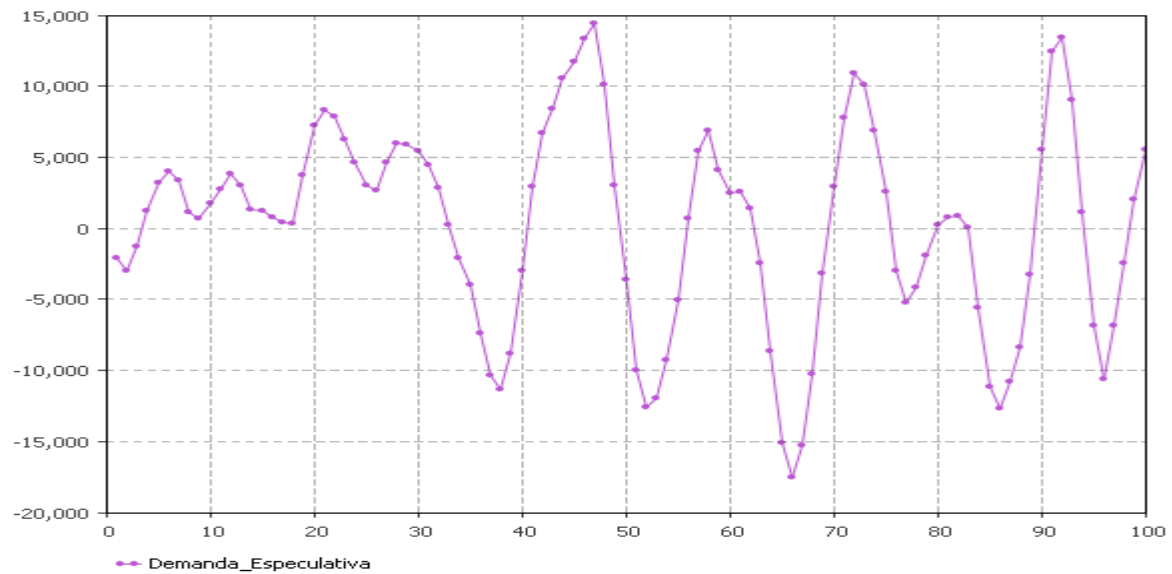


Figura 50 – Demanda especulativa total. A demanda especulativa total é a soma das especulação dos dois tipos dos agentes. Nota-se como a evolução é impactada pelo nível de atividade local (figura 44). Fonte: Própria.

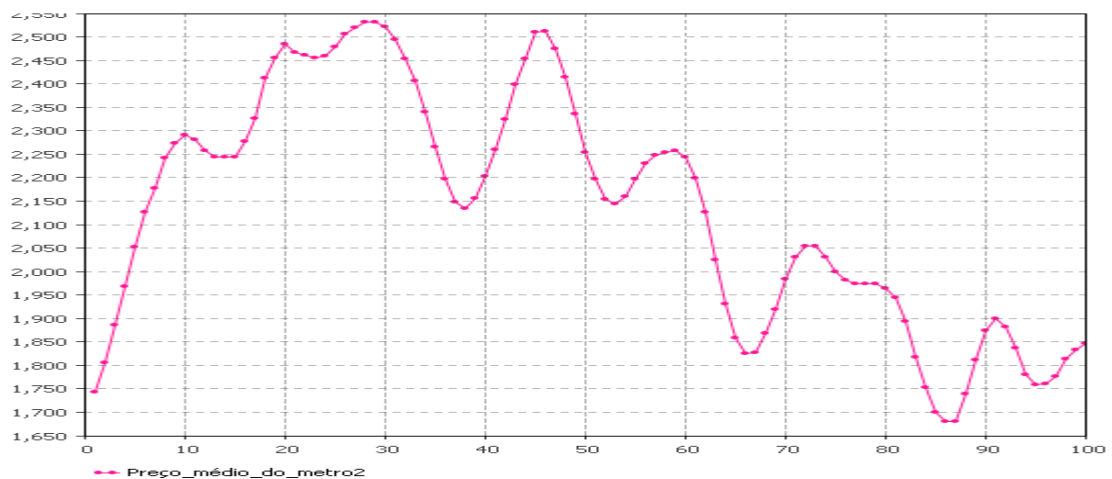


Figura 51 – Preço base atualizado. O preço médio do metro quadrado entra no sistema de especulação como p_t . Fonte: Própria.

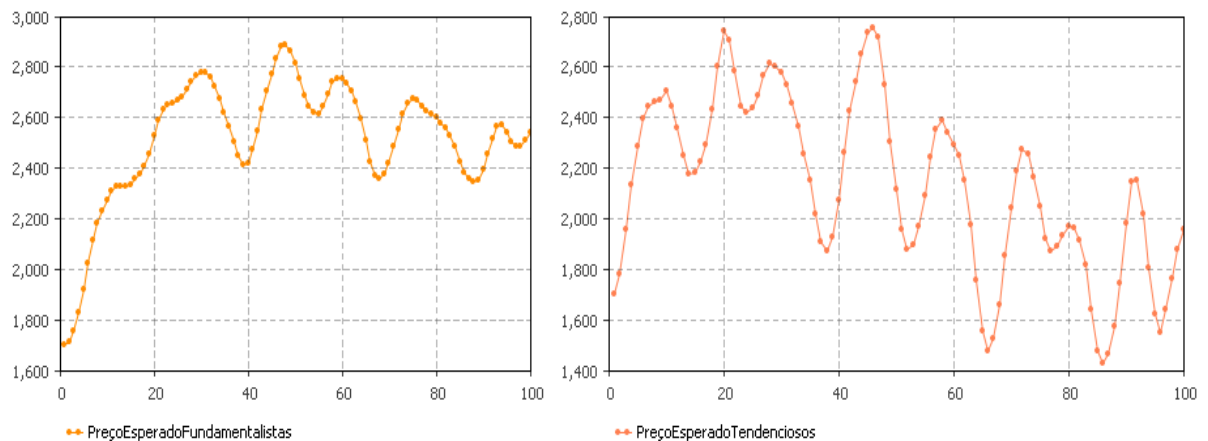


Figura 52 – Relação dos preços esperados pelos especuladores. Os tendenciosos ganham mais força nas tendências, enquanto os fundamentalistas têm oscilações, mas não aderem às tendências. Fonte: Própria.

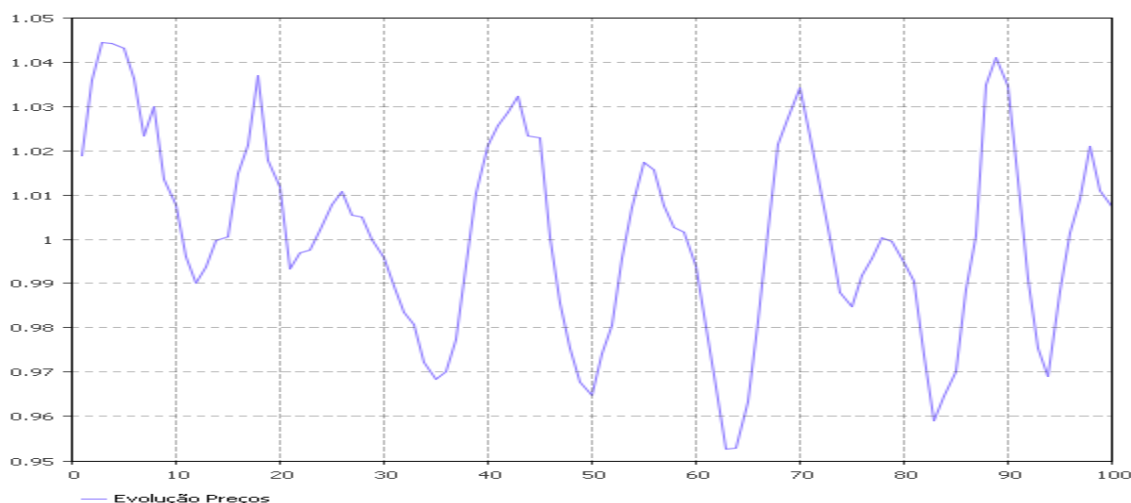


Figura 53 – “Evolução dos preços”. Reflete o quanto que os preços dos imóveis do modelo no tempo atual sobem em comparação com os preços no tempo imediatamente anterior. Novamente, nota-se a dependência da atividade econômica nessa simulação. No modelo, podemos obter oito ciclos em cem anos, assim, obtemos ciclos ao redor de doze, treze anos. Fonte: Própria.

A análise dos gráficos anteriores mostra que há forte evidência de ciclicidade no mercado imobiliário local. Apesar da modelagem da dinâmica da especulação ser de difícil aplicação prática por requerer certos parâmetros e teorias de tomada de decisão comportamentais, o sistema população-moradias já mostrava aspectos cíclicos. Parece bastante plausível que seja possível gerar ciclos de alta e baixa endogenamente, pela complexa relação entre dinâmica populacional, dinâmica de moradias e dinâmica de especulação. No primeiro quadrante, o produto interno bruto e a capacidade do sistema podem alterar a quantidade de famílias (as figuras 46 e 47 ilustram bem essa situação). ‘Famílias’, por sua vez, podem alterar a complexa estrutura da oferta de moradias, basicamente porque há atrasos na construção, pelos custos internos e de capital, alterando o IMI no sentido oposto ao movimento original. Pela variação do IMI, o sistema então adquire volatilidade dentro das tendências (extrapoladores) e na reversão (fundamentalistas). Assim, o ciclo torna-se evidente. Nota-se também consistência do modelo em relação aos preços e preços esperados (figuras 51 e 52) e entre demanda especulativa total e evolução do produto interno bruto (figuras 50 e 44). Pela figura 49, nota-se que em tempos de tendência bem definida nos preços (ver figura 51), o fator proporção torna-se unitário, ou seja, 100% dos agentes se tornam extrapoladores. Pode ser verificado, ainda, que o sistema da demanda extrapolativa suaviza com certo atraso às variações do preço (pela função `smooth3`), consistente com a realidade. A fim de ser verificada a coerência e plausibilidade da figura 53, foi elaborado o gráfico de variação dos preços das moradias na região da grande São Paulo, de acordo com os dados do índice FIPEZAP, da Fundação Getúlio Vargas.

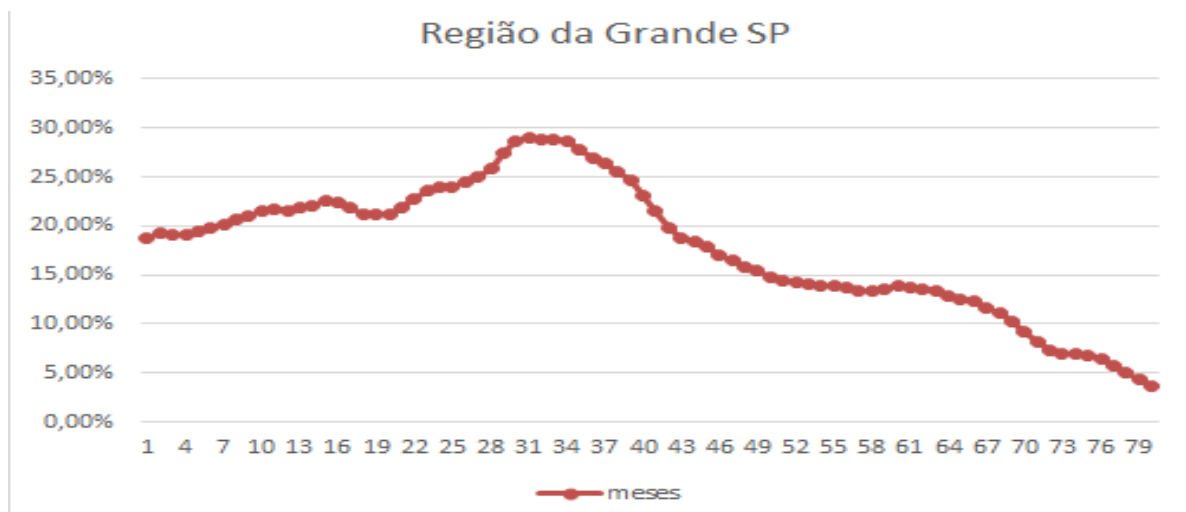


Figura 54 – Variação nos preços dos imóveis para 80 meses para a região da Grande São Paulo. Fonte: FIPEZAP e elaboração própria.

Nota: Percebe-se que os preços já iniciavam um ciclo no mês um de apuração. É provável que nessa estrutura encontremos um ciclo de 10-15 anos. Os gráficos de outras regiões parecem ter o mesmo comportamento. Não há dados para a cidade de Ribeirão Preto-SP.

4.1 Análise de Sensibilidade (AS)

Com origens na área de finanças e operações, a análise de sensibilidade visa determinar o efeito de uma variação de um determinado item no seu valor total, verificando sua estabilidade ou não. Na AS formulada, verificou-se dois aspectos importantes no mercado imobiliário. A primeira é a dualidade, no caso da oferta, entre lucro operacional e custo médio ponderado do capital (WACC), e a segunda, pelo lado da demanda, de como os agentes especulativos tomam suas decisões, a partir de certos tipos de modelos. No primeiro caso, quanto menor a diferença entre lucro operacional e WACC, maior a rigidez da oferta, assim, ocasionando mais longos ciclos de alta nos preços e aumento da volatilidade. No segundo caso, é significativa a proporção de especuladores extrapoladores, em detrimento de fundamentalistas, quanto há tendência mais definida no mercado, assim é verificada maior força quando um mercado assume uma tendência. Por fim, não houve mudanças significativas quanto aos demais parâmetros. As figuras 55 a 59 mostram a sensibilidade do modelo quanto a diversos cenários.

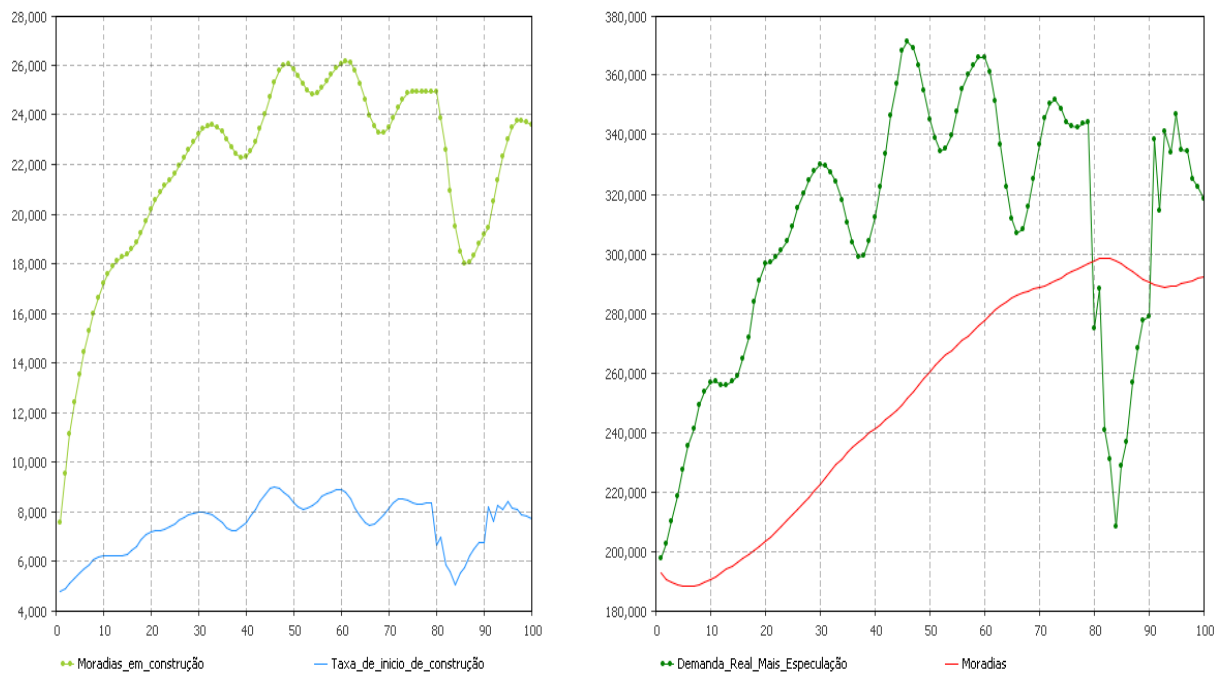


Figura 55 - Sensibilidade do modelo a choques externos. A demanda real no tempo 80 é reduzida em 20%, como em um caso de falta de condições para arcar com os custos das moradias. Nota-se como as moradias em construção em construção são sensíveis à esse choque, e rapidamente reduzem a construção de moradias.

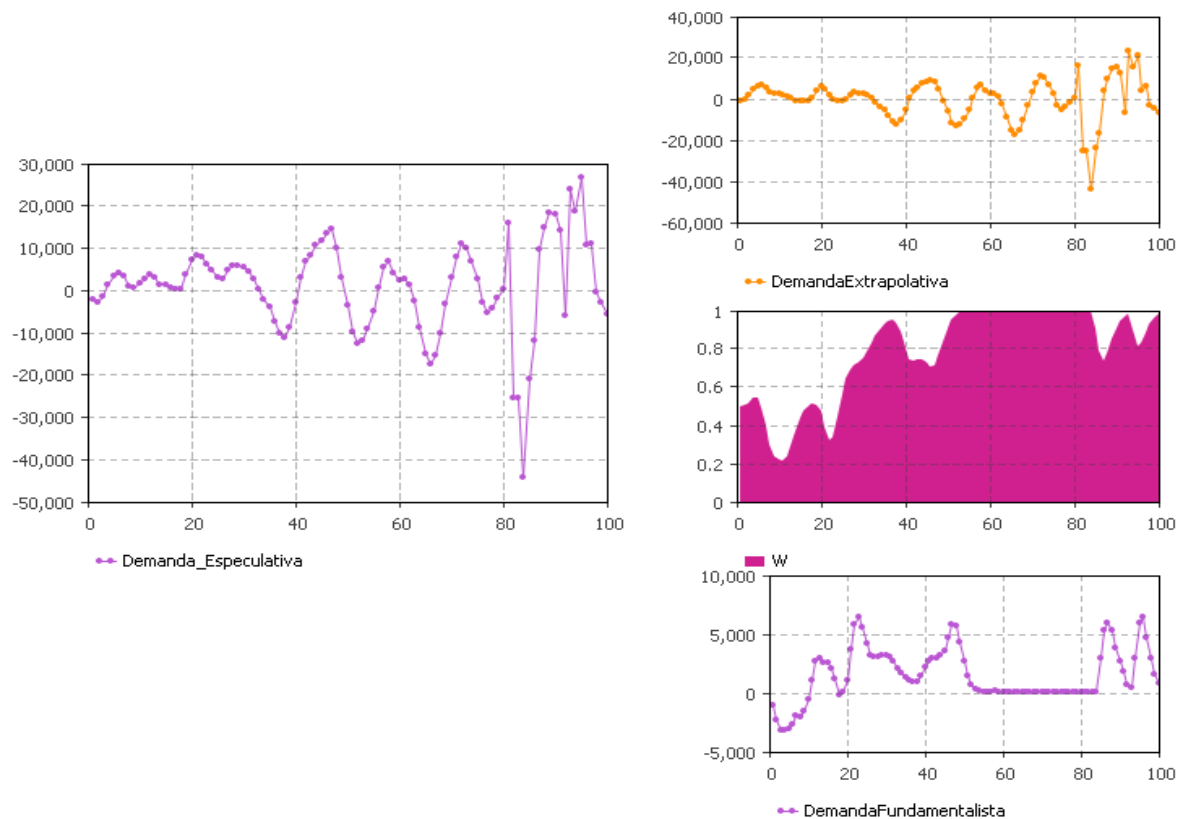


Figura 56 – Sensibilidade do modelo quanto a choques externos. Nota-se como o choque de 20% na demanda real produz rápida consequência na demanda especulativa, com queda brusca. Pode-se mencionar também a volatilidade maior do sistema após o choque em $t = 80$.

Evolução Preços

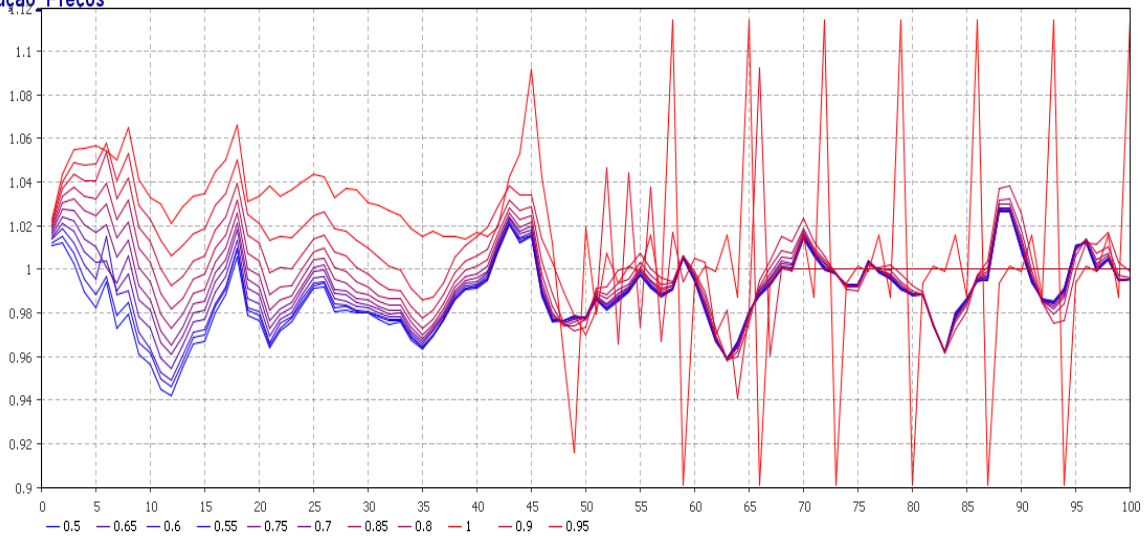


Figura 57 – Análise de sensibilidade do modelo quanto à alteração na estrutura de custos. Nota-se que quanto maiores os custos em relação às receitas, maior a escalada nos preços e também na volatilidade. Para valores acima de 0,8, o sistema adquire bastante volatilidade.

Evolução Preços

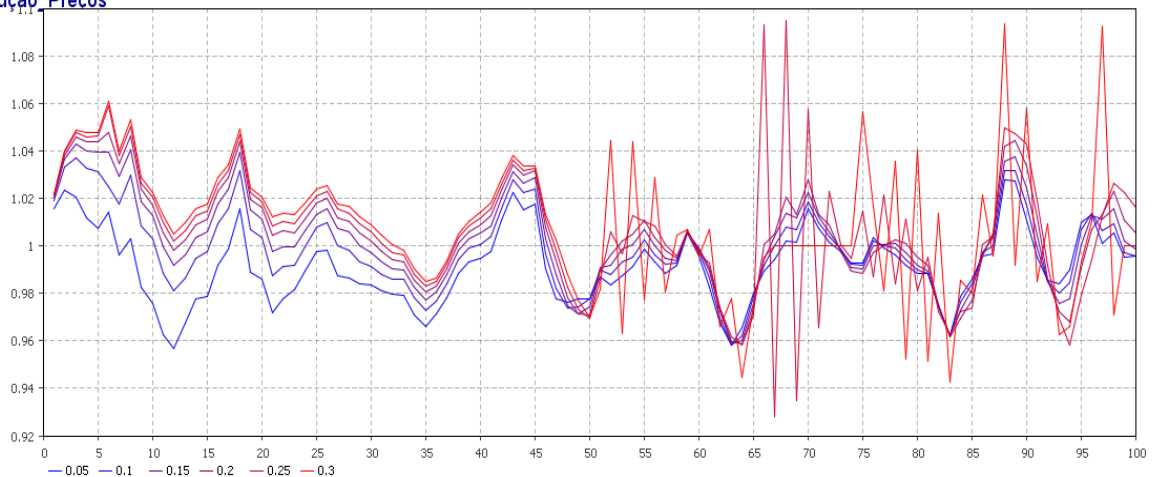


Figura 58 - Sensibilidade quanto ao custo médio ponderado de capital – WACC. Nota-se que quanto maior o custo médio ponderado do capital das empresas, maior a volatilidade na evolução dos preços. Para valores acima de 20%, o sistema adquire bastante volatilidade.

Evolução Preços

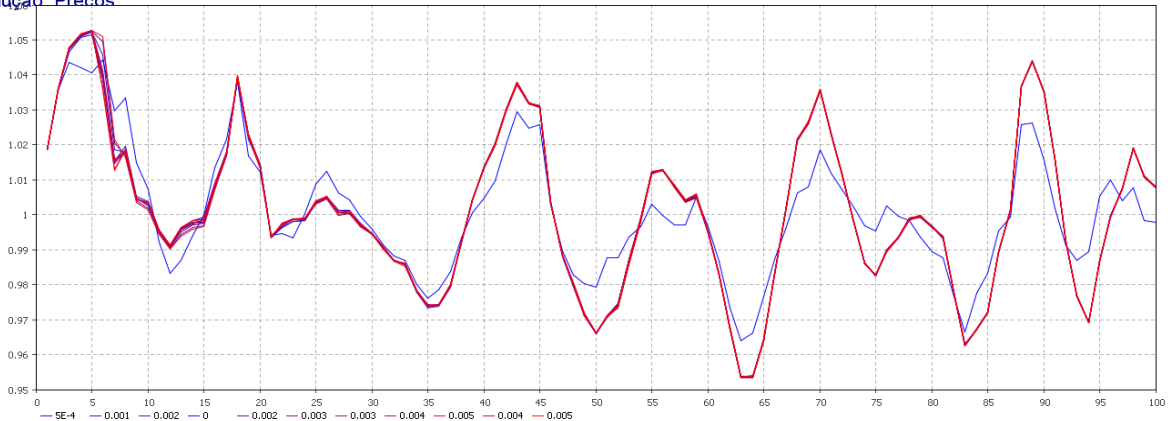


Figura 59 – Sensibilidade do modelo quanto ao parâmetro τ . Nota-se que quanto maior o parâmetro, maior a amplitude da evolução dos preços.

5. CONCLUSÕES E ESTUDOS FUTUROS

Esta monografia percorreu o estado da arte em modelagem por simulação. Foram revistas as teorias de sistemas complexos, a separação dos sistemas dinâmicos e a origem da dinâmica de sistemas, as novas metodologias computacionais baseadas em agentes e a integração de toda a modelagem, por meio de sistemas multimétodos. Estes últimos são os maiores responsáveis por tornar possível a construção de modelos cada vez mais complexos, que exigem uma variada gama de métodos, variáveis, parâmetros, estoques, fluxos, estados, ações e terminologias. A complexidade é fruto de modelos mentais, normalmente chamados de mundos reais, cada vez mais robustos e interligados. A simulação é somente mais uma forma de ver esses mundos, através de métodos computacionais, para que, quem sabe, possamos alterar esses mesmos modelos mentais para mundos reais mais compreendidos. Como especifica Bardi (2011, p. 104) “para cada modelo, devemos comparar com o ‘mundo real’, mas nem eu, nem você, nem nenhum dos leitores, tem uma visão única e completa do que é esse mundo para compará-lo”. Segundo o mesmo autor, nossos modelos mentais do mundo ao redor são formados por experiências tanto objetivas quanto subjetivas.

A segunda parte da monografia recorreu ao tema do mercado imobiliário como um sistema complexo, interligado por vários subsistemas, como os que aqui foram vistos, o da dinâmica populacional, a dinâmica de oferta e a demanda de moradias e as atividades especulativas. Os três subsistemas se integram na busca por um modelo que tente se aproximar de nossos modelos mentais mais atuais. O modelo aqui apresentado pôde melhorar nosso conhecimento sobre os notórios ciclos de alta e baixa no mercado imobiliário. A grande evidência desse mercado é que existem diferentes atores econômicos que possuem ações interligadas. A variação da população é mediada basicamente por dois fatores, produto interno bruto do local e capacidade do sistema, que impedem o sistema de adquirir propriedades exponenciais (1º ciclo). No segundo subsistema, enquanto a demanda por moradias cresce, e consequentemente, seus preços, por outro lado, a oferta, já inicia um processo de aumento na construção de moradias (pelo fator custo médio ponderado do capital x lucro operacional), assim, produzindo um incentivo para que os agentes acreditem numa queda nos preços futuros (2º ciclo). Em outro subsistema, enquanto alguns agentes estão convencidos que os preços das moradias se convergirão a seu valor fundamental, outros acreditam (otimistas ou não) na persistência das tendências de alta ou baixa (3º ciclo). Particularmente, através dos resultados mostrados na seção anterior, o modelo tem o potencial para gerar complexas bolhas ou quedas

expressivas, como observado em alguns mercados ao redor do mundo. Já a análise de sensibilidade mostrou como as saídas do sistema tornam-se caóticas à medida que os parâmetros vão sendo alterados. O comportamento do modelo durante o choque de demanda também mostrou-se consistente com o que é visto nesses mercados.

Apesar dos avanços na direção de confirmar os trabalhos de vários outros autores, incluindo Fair (1972), Wheaton (1999) e Sterman (2000), ainda há vários problemas quanto aos modelos. Em primeiro lugar, o modelo da especulação dos agentes é derivado de um modelo para o mercado financeiro, dessa forma, fica difícil crer que haja somente dois tipos de agentes, um seguidor de tendências e outro fundamentalista. Quais devem ser os outros tipos de agentes que tomam decisões de investimento nesse mercado? Quais outros tipos de heurísticas que esses agentes devam usar? Quais os parâmetros mais adequados para combinar tais heurísticas? Como funciona a elasticidade preço-demanda por estes itens? Quais os ajustes necessários nesses parâmetros? Essas questões ainda não foram totalmente resolvidas pela literatura corrente, apesar de alguns esforços, especialmente mediante a modelagem baseada em agentes. Do lado do modelo de oferta, será que somente existem dois parâmetros (custo médio ponderado do capital x lucro operacional e IMI) que causam as dinâmicas nas construções? Como o sistema deveria reagir quanto aos déficits habitacionais? Quais deveriam ser os choques externos nesse caso? Qual o papel do governo? Qual o papel das imobiliárias e agentes imobiliários? Essas perguntas também não estão claras, para o propósito de modelá-las matematicamente. Por fim, no modelo populacional, será que os agentes tomam decisões de migração a partir de crescimento econômico e capacidade do sistema? Qual essa capacidade? O que significa tal crescimento para cada tipo de pessoa? Essas perguntas também não foram resolvidas pela literatura corrente, mas alguns modelos estão tendo alguns avanços (especialmente na área de social dynamics). É interessante que novos trabalhos venham a estudar tais fatos.

A despeito de tais questionamentos, os trabalhos na área devem continuar o foco principalmente na área modelagem de agentes (combiná-la talvez em um sistema multimétodo), pois todas as perguntas citadas acima são pertinentes ao seguinte questionamento: como o agente toma decisão, levando em conta suas características como renda, cultura, educação, poder etc. Esse tipo de abordagem pode levar a um modelo muito mais realístico, em que empresas e sociedade possam se beneficiar com estes possíveis resultados, por exemplo no gerenciamento de riscos e captação de oportunidades. Para isso, far-se-á necessário uma abordagem interdisciplinar para modeladores, que podem incluir, por exemplo, sociólogos,

psicólogos, administradores, economistas, biólogos, cientistas da computação, físicos e matemáticos. Ainda que tais modelos computacionais sejam tratados mais como uma arte do que como ciência, este autor está convicto de que o século XXI pertence à simulação.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ANYLOGIC. **Anylogic Help**. Disponível em <<http://www.anylogic.com/anylogic/help/>>; 2015.

AMARAL, J. A. A. do. **Os consertos que estragam**: uma introdução à dinâmica dos sistemas e aos simuladores gerenciais. 2 ed. São Paulo: Scortecci, 2008.

ANDERSON, P.W. **More is Different**. Science, New Series, 1972. Vol. 177, N° 4047. 393-396.

ANGLIN, P. **Local dynamics and contagion in real estate markets**. The International Conference on Real Estates and Macro Economy, Beijing: China, 2006.

ARRAES, R. A.; SOUSA FILHO, E. **Externalidades e formação de preços no mercado imobiliário urbano brasileiro**: um estudo de caso. Econ. Apl. [online]. 2008, vol.12, n.2, pp. 289-319. ISSN 1413-8050.

ASCARI, G; PECORA, N.; SPELTA, A. **Boom and Burst in Housing Market with Heterogeneous Agents**. DEM Working Paper Series, N° 36 (03-13). Department of Economics and Management, University of Pavia, Pavia, Italy. February, 2013.

AXELROD, R. **The Complexity of Cooperation**: Agent-Based Models of Competition and Collaboration. Princeton University Press, Princeton, 1997.

BARABÁSI, A-L (2003). **Linked (conectado)**: a nova ciência dos networks. Como tudo está conectado a tudo e o que isso significa para os negócios, relações sociais e ciências. Tradução de Jonas Pereira dos Santos. São Paulo: Ed. Leopardo, 2009.

BARDI, U. **The Limits to Growth Revisited**. SpringerBriefs in Energy: Energy Analysis, DOI 10.1007/978-1-4419-9416-5_1, © Ugo Bardi, 2011.

BATTY, M. **Agents, cells and cities**; new representational models for simulating multi-scale urban dynamics. Environment and Planning A, v. 37, n. 8, p. 1373-1394, 2005. Disponível em <<http://www.complexcity.info/files/2011/06/batty-epa-2005.pdf>>.

BATTY, M. **Cities as Complex Systems**: Scaling, Interactions, Networks, Dynamics and Urban Morphologies, In R. Meyers (Editor) Encyclopedia of Complexity and Systems Science, Volume 1, pp 1041-1071, 2009. Springer, Berlin, DE.

BATTY, M. **Building a science of cities**. UCL Working Papers Series No. 170. London: UCL, November, 2011.

BEM-SHAHAR, D.; GOLAN, R. '**Real Estate and Personality**'. Journal of Behavioral and Experimental Economics 53 (2014) 111–119

BENENSON, I. **Agent-Based Modeling**: From Individual Residential Choice to Urban Residential Dynamics, In M. F. Goodchild, D. G. Janelle (eds.) Spatially Integrated Social Science: Chapter 4. Examples in Best Practice, 2004. Oxford University Press, 67-95.

BERNSTEIN, P. L. **Desafio aos Deuses**: A Fascinante História do Risco. Tradução de Ivo Korytowski. 4ª Ed. Rio de Janeiro: Campus, 1997.

BEZERRA, M. M. de O. et al. **Formação, sustentação ou implosão de uma bolha imobiliária?** A dinâmica de preços no mercado de imóveis de Natal no período 2005-2010. Econ. soc., Abr 2013, vol.22, no.1, p.167-196. ISSN 0104-0618.

BONEBEAU, E. **Agent-based modeling**: methods and techniques for simulating human systems. PNAS, May 14th 2002. Vol. 99, suppl 3, 7280-7287.

BORSHCHEV, A. **The Big Book of Simulation Modeling**: Multimethod Modeling with AnyLogic 6. AnyLogic: North America. 2013.

BORSHCHEV, A.; FILIPPOV, A. **From System Dynamics and Discrete Event to Practical Agent Based Modeling**: Reasons, Techniques, Tools. The 22nd International Conference of the System Dynamics Society, July 25 - 29, 2004, Oxford, England. Disponível: em <<http://www2.econ.iastate.edu/tesfatsi/systemdyndiscreteeventabmcompared.borshchevfilippov04.pdf>>. Acesso em 02 de maio 2015.

BOSSEL, H. **Systems and Models**: Complexity, Dynamics, Evolution, Sustainability. Norderstedt, Germany: Books on Demand, 2007.

BUENO, N. P. **Introdução à dinâmica de sistemas**: com aplicações para a economia. Viçosa: UFV, 2011.

CASE, K.E.; SHILLER, R.J. **Forecasting prices and excess returns in the housing market**. Real Estate Economics, 18 (3), 2003.

CORRAR, L.J., PAULO, E.; DIAS FILHO, J.M. (Org.). **Análise Multivariada para os Cursos de Administração, Ciências Contábeis e Economia**. 1ª ed.- 4ª reimp – São Paulo: Atlas, 2012.

DIECE R.; WESTERHOFF, F. **A simple model of a speculative housing market**. Journal of Evolutionary Economics, 22, 303–329, 2012.

DIECE R.; WESTERHOFF, F. **Modeling House Price Dynamics with Heterogeneous Speculators**. In BISCHI et al., (eds.). Global Analysis of Dynamic Models in Economics and Finance, Chapter 4. DOI 10.1007/978-3-642-29503-4 2, © Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2013.

EASLEY, D.; KEINBERG, J. **Networks, crowds and markets**: reasoning about a highly connected world. Cambridge University Press. New York, 2010.

FAIR, R. C. (1971). **Disequilibrium in housing models**. The Journal of Finance, 27(2), 207-221, 1972.

FAVERO, L. P. L. **Preços hedônicos no mercado imobiliário comercial de São Paulo**: a abordagem da modelagem multinível com classificação cruzada. Estud. Econ. [online]. 2011, vol.41, n.4, pp. 777-810. ISSN 0101-4161.

FEITOSA, F.F.; LE, Q.B.; VLEK, P; MONTEIRO, A.M.V.; ROSEMBACK, R. **Countering Urban Segregation in Brazilian Cities**: Policy-oriented Explorations Using Agent-based Simulation. Environment and Planning B: Planning and Design. January, 2012.

FILATOVA, T., PARKER, D.; and VAN DER VEEN, A. **Agent-Based Urban Land Markets**: Agent's Pricing Behavior, Land Prices and Urban Land Use Change. Journal of Artificial Societies and Social Simulation 12(1)3. 2009. Disponível em <<http://jasss.soc.surrey.ac.uk/12/1/3.html>>

FORRESTER, J. **Industrial Dynamics**: a major breakthrough for decision makers. Harvard Business Review, 36 (4): 37-66, 1958. Disponível em <<http://www.lottepiil.dk/kandidat/Industrial%20Dynamics%20%28Forrester%201958%29.pdf>>. Acesso em 24 abr 2015.

FORRESTER, J. **System Analysis as a Tool for Urban Planning**. IEEE Transactions on Systems Science and Cybernetics, VOL. ssc-6, no. 4, 1970.

GANGEL, M.; SEILER, M. J.; COLLINS A. **Exploring the foreclosure contagion effect using agent-based modeling**. The Journal of Real Estate Finance and Economics. 46 (2), 339-354, 2011.

GARIFULLIN M.; BORSHCHEV, A.; POPKOV, T. **Using AnyLogic and Agent-Based Approach to model consumer market**. EUROSIM. September 9-13, Ljubljana, Slovenia. 2007.

GE J. **“Who Creates Housing Bubbles? An Agent-Based Study”** 14th International Workshop on Multi-Agent-based Simulation, Lecture Notes in Artificial Intelligence (LNAI), Springer, New York, 2014.

GILBERT N.; HAWKSWORTH J. C.; SWINNEY P.A. **“An Agent Based Model of the English Housing Market”**. University of Surrey, 208.

GILBERT N.; TROITZSCH, K; **Simulation for the Social Scientist**. 2nd ed. Open University Press, 2005.

GEANAKOPOLOS, J.; AXTELL, R.; FARMER, D.; HOWITTH, P.; CONLEE, B.; GOLDSTEIN, J.; HENDREY, M.; PALMER, N.; YANG, C. **Getting at Systemic Risk via an Agent-Based Model of the housing market**. American Economic Review Papers and Proceedings, v.102, n. 3, p. 53-58, May 2012.

GE, J. **Who creates the housing bubble? An Agent-based study**. International Workshop, MABS 2013, Saint Paul, MN, May 6-7, 2013.

GOMES, L.F.M.; MOREIRA, A.M.M. **Da informação à tomada de decisão: agregando valor através dos métodos multicritério**. In: RECITEC, Recife, v. 2, n. 2, p. 117-139, 1998. Disponível em: Acesso em: 16 abr. 2015.

GORDON, G. et. al. **An Interpretive Simulation Program Estimating Occupancy and Delay in Traffic-Handling Systems Which are Incompletely**. AIEE Pacific General Meeting, August 1960, Conference Paper CP60-1090.

GRIGORYEV, I. (2014) **Anylogic 7 in three days: a quick course in simulation modelling**. 2nd ed. Ilya Grigoryev, 2015.

HAIR, J. F.; TATHAM, R. L.; ANDERSON, Rodolph E.; BLACK, William. **Análise Multivariada De Dados**. 5. ed. São Paulo: Bookman, 2005.

HATEMI-JA, A.; ROCAB, E; AL-SHAYEBA. **How integrated are real estate markets with the world market? Evidence from case-wise bootstrap analysis**. Economic Modelling. Vol 37. 2014.

HERMANN, B. M.; HADDAD, E. A. **Mercado imobiliário e amenidades urbanas: a view through the window**. Estud. Econ. [online]. 2005, vol.35, n.2, pp. 237-269. ISSN 0101-4161.

HIANG, L. K; WEBB, J. R. **Are international real estate markets integrated: evidence from chaotic dynamics**. Technical Report, October, 2007. Hartford: Real Estate Research Institute.

HILLER, F. S.; LIEBERMAN G. J. **Introdução à Pesquisa Operacional**. Tradução de Ariovaldo Griesi, revisão técnica Pierri J. Ehrlich – 9ª ed. – Porto Alegre: AMGH, 2013. 1005p. il. ; 28 cm.

HONG-MINH, S.; STROHHECKER, J. **A system dynamics model for the UK private house building supply chain**. Proceedings of the 20th International Conference of the System Dynamics Society, Palermo, Italy, 2002.

HROMKOVIC, J. **Algorithms for hard problems: introduction to combinatorial optimization, randomization, approximation, and heuristics**. [S.l.]: Springer-Verlag, London - Berlin - Heidelberg - New York.

IBGE (2008). **Projeção da população do Brasil por sexo e idade: 1980-2050**. Revisão 2008. Estudos e Pesquisas DPE, IBGE, n. 24, 2008. Acesso em 28 abr. 15

IBGE (2010). **Censo 2010**. Disponível em: <<http://cidades.ibge.gov.br/xtras/perfil.php?codmun=354340>>. Acesso em 28 abr. 15.

INSTITUTO ASSAF (2015). Disponível em <www.institutoassaf.com.br>. Acesso em 02 de jun. 15.

JIANG Y.; FENG L.; DAN M.; TAN X-Q. **Housing Market Cycle in China: An Empirical Study Based on Stock-Flow Model**. International Conference on Management Science & Engineering (17th), Melbourne, Australia. 2010.

LINES, M.; WESTERHOFF, F. **Effects of inflation expectations on macroeconomic dynamics**: Extrapolative versus regressive expectations. Studies in Nonlinear Dynamics and Econometrics, in press; 2012.

KINGMAN, J. **"The first Erlang century—and the next"**. Queueing Systems 63: 3–4, 2009.

LENGNICK, M.; WOHLTMANN, H-W. **"Agent-Based financial markets and New Keynesian macroeconomics: A synthesis."** Journal of Economic Interaction and Coordination, 1-32; 2010.

LEONETI, A. B.; GIORGETTI, M. F.; de MATOS, D.A. (2014). **Dinâmica de Sistemas Aplicada à Simulação do comportamento do Mercado Imobiliário**. Trabalho apresentado no 10º Congresso Brasileiro de Sistemas, Ribeirão Preto, 2014.

LIMA; LOPES; MOREIRA; PEREIRA. **Tendência estocástica do produto no Brasil**: efeitos das flutuações da taxa de crescimento da produtividade e da taxa de juro real. Pesq. Plan. Econ., Rio de Janeiro, v. 25, n. 2, p. 249-278, agosto de 1995.

LITTLE, J. D. C. **"A Proof for the Queuing Formula: $L = \lambda W$ "**. Journal of Operational Research, 9 (3): 383–387, 1961.

LORENZ, T., JOST, A. **Towards an orientation-framework for multiparadigm modeling**. In: Proceedings of the 24th International Conference of the System Dynamics Society, pp. 1–18, 2006. Disponível em:

<www.systemdynamics.org/conferences/2006/proceed/papers/LOREN178.pdf>. Acesso em 06 mai 2015.

MAGALHÃES; TOSCANO; BERGAMASCHI. **Área, densidade e população**: o caso de áreas urbanas e urbanizadas dos municípios do espírito santo planejamento e políticas públicas | ppp | n. 40 | jan./jun. 2013.

MARCONDES, R. L.; OLIVEIRA, J. H. C. de. **Trocando de mãos**: o mercado de imóveis rurais em Ribeirão Preto (1874-1930). **Economia e Sociedade** (UNICAMP. Impresso), v. 22, p. 263-285, 2013.

MALPEZZI, S. **A simple error correction model of housing price**. Journal of Housing Economics, 8 (1), 1999.

MEADOWS, D. H.; et al. **The Limits to Growth**: a report for the Club of Rome. New York: Universe Books, 2^a ed. 1972. Disponível em

<<http://web.ics.purdue.edu/~wggray/Teaching/His300/Illustrations/Limits-to-Growth.pdf>>. Acesso em 24 abr. 2015.

MEADOWS, D. H. (2008). **Thinking in Systems: A Primer**. Edited by Diana Wright. London: Sustainability Institute, 2009.

MILLER, J. H.; PAGE S. E. **Complex Adaptative Systems**: An introduction to computacional models of social life. New Jersey: Princeton University, 2007.

MONTEIRO, Luiz Henrique Alves. **Sistemas Dinâmicos**. 2 ed. São Paulo: Editora Livraria da Física, 2006.

MOORE, D. **Statistics for the Twenty-First Century**. Washington, DC: The Mathematical Association of America, 1992.

MORECROFT J. “**Strategic Modelling and Business Dynamics**: a feedback systems approach”. Chichester, England. John Wiley & Sons Ltd, 2007.

MURPHY, A. **A dynamic model of housing supply**. Working Paper, 2010.

NASH, J. **Two-person cooperative games**. *Econometrica* 21, 128–140, 1953.

NORDHAUS, W.D. **World Dynamics**: Measurement Without Data. The Economic Journal, Vol. 83, No. 332. Dec., 1973, pp. 1156-1183.

NORTH, M.J; MACAL, C.M. **Managing Business Complexity**: Discovering Strategic Solutions with Agent-Based Modeling and Simulation. Published by Oxford University Press, Inc. 198 Madison Avenue, New York, New York. 2007. 313p.

NUSSENZVEIG, H. M. (Org.). **Complexidade e Caos**. 2ª ed. Rio de Janeiro: Editora UFRJ/COPEA, 2003.

OECD (2015). **OECD Family Database**. OECD, Paris. Disponível em <www.oecd.org/social/family/database.htm>.

ÖZBAS, B.; ÖZGÜN, O.; BARLAS, Y. '**Modeling and Simulation of the Endogenous Dynamics of Housing Market Cycles**' Journal of Artificial Societies and Social Simulation 17 (1) 19, 2014. Disponível em <<http://jasss.soc.surrey.ac.uk/17/1/19.html>>.

OSIPENKO, L. **System Dynamics and Dynamic Systems Integration in Regulatory Environments**. System Dynamics Conference, 2004. Disponível em <http://www.systemdynamics.org/conferences/2004/SDS_2004/PAPERS/347OSIPE.pdf> Acesso em 22 de abr. 2015.

PARISI, G. **Complex systems**: a physicist's viewpoint, cond-mat/0205297 (2002). Disponível em <<http://arxiv.org/pdf/cond-mat/0205297.pdf>>. Acesso em 24 abr 2015.

PEISER, R. **Real Estate Development**. International Encyclopedia of the Social & Behavioral Sciences (Second Edition), 2015. p. 12805-12812.

PESQUISA CRECI (2010). Disponível em: <http://www.crecisp.gov.br/arquivos/pesquisas/estadual/2010/pesquisa_estadual_outubro_2010.pdf>. Acesso em 29 mai. 15.

PHELAN, S.E. **A note on the correspondence between complexity and systems theory.** Systemic Practice and Action Research, vol. 12, pp. 237-246, 1999.

PIKA, A.; FAGIOLO, G. (2007). **Agent-Based Modelling: A Methodology for Neo-Schumpeterian Economics.** Beitrag Nr. 272, February, 2005.

RAO, C.R. **Statistics: a technology for the millennium Internal.** J. Math. & Statist. Sci., v.8, n.1, p.5-25, June 1999.

ROSEN, S. **Hedonic prices and implicit markets: product differentiation in pure competition.** Journal of Political Economy 82 (1): 34–55, 1974.

SCHOLL, H.J. **Agent-based and system dynamics modeling: a call for cross study and joint research.** In: Proceedings of the 34th Annual Hawaii International conference on System Sciences, pp. 1–8, 2001.

SCHUTTE, S. **'Optimization and Falsification in Empirical Agent-Based Models'** Journal of Artificial Societies and Social Simulation 13 (1) 2. 2010. Disponível em <<http://jasss.soc.surrey.ac.uk/13/1/2.html>>. Acesso 27 abr 2015.

S&P/CASE-SHILLER U.S. (2015). **National Home Price Index.** Disponível em <<https://us.spindices.com/indices/real-estate/sp-case-shiller-us-national-home-price-index>>. Acesso em: 20 abr. 2015.

SCHELLING, R. **Models of segregation.** 1969. American Economic Review, 59(2), 488–493.

SHEN Y., LI, S., GUO, Y; FU, Y. **Modeling and Simulation of Multi-Agent System of China's Real Estate Market Based on Bayesian Network Decision-Making.** Recent Trends in Engineering and Technology, Vol. 11, No. 1, July 2014.

SHILLER, Robert J. **Irracional Exuberance.** 2nd. ed. United Kingdom: Princeton University Press, 2005.

SIEGEL, S. **Estatística não-paramétrica para as ciências do comportamento.** Tradução de Alfredo Alves de Farias; revisão técnica de Eva Nick. Makron Books do Brasil Ltd. São Paulo. 1975.

STERMAN, J.D. **Business Dynamics: System Thinking and Modelling for a Complex World.** Boston, MA: Irwin MacGraw-Hill, 2000.

STEWART, I. **Does God Play Dice?** The mathematics of caos. 1ª Ed. United Kingdom: MPG Books LTD. 1989.

STIGLER, S. M. **The History of Statistics: the measurement of uncertainty before 1900.** Cambridge, USA: The Belknap Press of Harvard University Press, 1986.

SYSTEM DYNAMIC SOCIETY (2015). Disponível em <<http://www.systemdynamics.org/what-is-s/>>. Acesso em 22 abr. 2015.

TESFATSION, L. (2003). **Agent-based computational economics**. ISU Economics Working Paper No. 1, Economics Department, Iowa State University, July 2002.

UNITED NATIONS (ONU, 2012). World Population Prospects: The 2012 Revision.

VILAS BOAS, C. L. **Modelos Multicritérios de Apoio à Tomada de Decisão Aplicado ao Múltiplo de Reservatórios**: Estudo da Barragem do Ribeirão João Leite. 72f. Dissertação (Mestrado em Gestão Econômica do Meio Ambiente) – Universidade de Brasília – UNB, Brasília, 2006.

VON NEUMANN, J.; MORGENSTERN, O. **Theory of Games and Economic Behavior**, Princeton University Press, 1944.

WALLOTH, C. et al. (eds.). **Understanding Complex Urban Systems**: Multidisciplinary Approaches to Modeling, Understanding Complex Systems. DOI: 10.1007/978-3-319-02996-2_2, Springer International Publishing Switzerland, 2014.

WANGA X.; WANGA Y; et. al. **Real estate price forecasting based on SVM optimized by PSO**. Optik - International Journal for Light and Electron Optics, 2014.

WOOLDRIDGE, J. M. **“Introdução à econometria: uma abordagem moderna”**. São Paulo: Cengage Learning, 2008.

WOOLDRIDGE M.; JENNINGS; N. R. **Intelligent agents**: theory and practice. The Knowledge Engineering Review, Vol. 10:2, 1995, 115-152. Disponível em: <www.cs.ox.ac.uk/people/michael.wooldridge/pubs/ker95.pdf>. Acesso em 03 mai 2015.

WHEATON, W. C. **Real Estate “Cycles”**: Some Fundamentals. Real Estate Economics. 27(2), 1999. pp. 209-230.