

UNIVERSIDADE DO VALE DO RIO DOS SINOS — UNISINOS
UNIDADE ACADÊMICA DE PESQUISA E PÓS-GRADUAÇÃO
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM COMPUTAÇÃO APLICADA
NÍVEL MESTRADO

VINÍCIUS FACCHIN NONNENMACHER

MODELAGEM E SIMULAÇÃO DA FORMAÇÃO DE OPINIÃO NA SOCIEDADE

SÃO LEOPOLDO
2012

Vinícius Facchin Nonnenmacher

MODELAGEM E SIMULAÇÃO DA FORMAÇÃO DE OPINIÃO NA SOCIEDADE

Dissertação apresentada como requisito parcial
para a obtenção do título de Mestre pelo
Programa de Pós-Graduação em Computação
Aplicada da Universidade do Vale do Rio dos
Sinos — UNISINOS

Orientador:
Prof. Dr. Marta B. Villamil

Co-orientador:
Prof. Dr. Luiz Paulo Luna de Oliveira

São Leopoldo
2012

DADOS INTERNACIONAIS DE CATALOGAÇÃO NA PUBLICAÇÃO (CIP)

Nonnenmacher, Vinícius Facchin

Modelagem e Simulação da Formação de Opinião na Sociedade / Vinícius Facchin Nonnenmacher — 2012.

66 f.: il.; 30 cm.

Dissertação (mestrado) — Universidade do Vale do Rio dos Sinos, Programa de Pós-Graduação em Computação Aplicada, São Leopoldo, 2012.

“Orientador: Prof. Dr. Marta B. Villamil, Unidade Acadêmica de Pesquisa e Pós-Graduação”.

1. Sociologia Computacional. 2. Modelos Baseados em Agentes. 3. Simulação. 4. Visualização. I. Título.

CDU 004.414.23

Bibliotecária responsável: Eliete Mari Doncato Brasil — CRB 10/1184

“O pensamento que somos capazes de formular para interpretar o mundo, representa apenas o anseio que temos em integrar-nos em sua imensidão”.
(Emyr C. Facchin)

RESUMO

Modelos computacionais vem ganhando espaço nas ciências sociais. Tanto porque eles permitem uma formalização mais precisa dos fenômenos sociais, quanto porque recriam comportamentos sociais com maior realismo. Um dos fenômenos mais característicos da sociedade é a formação de opinião de indivíduos dado uma determinada situação de escolha. Este trabalho propõe a formalização do fenômeno social da formação de opinião entre um grupo de atores onde só é possível assumir uma ou outra opinião (cenário dicotômico). Para isso, foi proposto uma abordagem computacional baseada em agentes para a simulação desse cenário com o objetivo de melhor entender esse processo.

Palavras-chave: Sociologia Computacional. Modelos Baseados em Agentes. Simulação. Visualização.

ABSTRACT

Computer modeling has been gaining ground in the social sciences. Both because they allow a more accurate formalization of social phenomena, and because it recreates social behaviors with greater realism. One of the most characteristic phenomena of a society is the opinion formation of individuals as a given situation of choice. This paper proposes the formalization of social phenomenon of opinion formation between a group of actors where it can only take one or other opinion (dichotomous scenario). For this, we propose an agent-based computational approach to simulate this scenario in order to provide a better understanding of this process.

Keywords: Computational Sociology. Agent Based Systems. Simulation. Visualization.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1:	Amostras de frames do modelo de Schelling em ordem cronológica, da esquerda para a direita. Nota-se a formação de agrupamentos de células da mesma cor. (SCHELLING, 1971)	21
Figura 2:	Simulação sem a adição da minoria extremista.(DEFFUANT et al., 2002)	22
Figura 3:	Simulação com a adição de uma minoria extremista e com menos grau de certeza.(DEFFUANT et al., 2002)	23
Figura 4:	Propagação da notícia com diferentes probabilidades do indivíduo passar a diante. a) 50 de probabilidade, b) 5 de probabilidade; c) 1 de probabilidade (GILBERT et al., 2005).	29
Figura 5:	Propagação da notícia utilizando 10% de chance do indivíduo passar a notícia adiante e 5% de chance de ele esquecer da notícia (GILBERT et al., 2005).	30
Figura 6:	Indivíduo (agente) e seu círculo de influência representado por uma esfera.	37
Figura 7:	Ambiente com oito agentes de diferentes graus de influência.	38
Figura 8:	Vista superior do ambiente. As esferas de influência são coloridas de acordo com o S do agente relativo a ela.	39
Figura 9:	Visualização tridimensional do sistema.	39
Figura 10:	Visualização do sistema através das variáveis dos agentes.	40
Figura 11:	Visualização do sistema no modo 1 de seleção.	42
Figura 12:	Visualização do sistema no modo 2 de seleção.	42
Figura 13:	Visualização do sistema no modo 2 de seleção com 2 agentes selecionados.	43
Figura 14:	Agentes selecionados (em azul) e suas forças sociais.	43
Figura 15:	Exibição de um mesmo cenário utilizando 3 posições de câmera diferentes.	43
Figura 16:	Estado inicial da simulação. Parâmetros de S , I e V foram gerados através de uma distribuição uniforme.	45
Figura 17:	Tempo da simulação = 100. Emergência de um do cenário dicotômico onde agentes são divididos entre uma e outra opinião.	46
Figura 18:	Tempo da simulação = 300. Nota-se a predominância de agentes com $S > 0,5$	46
Figura 19:	Tempo da simulação = 400. Convergência total dos agentes para o pólo $S = 0$	46
Figura 20:	Tempo da simulação = 0. Dois grupos distintos foram adicionados utilizando duas distribuições para a geração do S com diferentes médias. Grupo $G1$ possui maioria dos agentes com $S > 0.5$ e $G2$ com a maioria dos agentes com $S < 0.5$	47
Figura 21:	Tempo da simulação = 100. Nota-se um deslocamento do S dos agentes em direção a 0	47
Figura 22:	Tempo da simulação = 125. Convergência total do S dos agentes para 0.	48
Figura 23:	Dez simulações feitos utilizando média = 0.2 e desvio = 0.1 para distribuição normal da influência dos agentes	49
Figura 24:	Dez simulações feitos utilizando média = 0.5 e desvio = 0.1 para distribuição normal da influência dos agentes	49
Figura 25:	Dez simulações feitos utilizando média = 0.7 e desvio = 0.1 para distribuição normal da influência dos agentes	50
Figura 26:	Superfície resultante das múltiplas execuções da simulação para diferentes valores de entrada de N e S para dois grupos antagônicos.	52
Figura 27:	Gráfico bidimensional dos níveis de z da superfície observada na Figura 26.	53

Figura 28:	Superfície resultante das múltiplas execuções da simulação para diferentes valores de entrada de N e I para dois grupos antagônicos.	54
Figura 29:	Gráfico bidimensional dos níveis de z da superfície observada na Figura 28.	54
Figura 30:	Superfície resultante das múltiplas execuções da simulação para diferentes valores de entrada de S e I para dois grupos antagônicos.	55
Figura 31:	Gráfico bidimensional dos níveis de z da superfície observada na Figura 30.	56
Figura 32:	Superfície resultante das múltiplas execuções da simulação para diferentes valores de entrada de S e V para dois grupos antagônicos.	56
Figura 33:	Superfície resultante das múltiplas execuções da simulação para diferentes valores de entrada de I e V para dois grupos antagônicos.	57
Figura 34:	Superfície resultante das múltiplas execuções da simulação para diferentes valores de entrada de N e V para dois grupos antagônicos.	57
Figura 35:	Polarização dos agentes para uma ou outra opinião.	60

LISTA DE SIGLAS

ABM's	<i>Agent Based Models</i>
AC's	Autômatos Celulares
BC	<i>Bounde Confidence</i>
IA	Inteligência Artificial
IAD	Inteligência Artificial Distribuída
OO	Orientação a Objetos
OSG	<i>OpenSceneGraph</i>

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	15
1.1	Motivação	16
1.2	O Problema	17
1.3	Objetivos	17
1.3.1	Objetivo Geral	17
1.3.2	Objetivos Específicos	18
2	SIMULAÇÃO COMPUTACIONAL E CIÊNCIAS SOCIAIS	19
2.1	Trabalhos relacionados	19
3	CONCEITOS BÁSICOS	25
3.1	Emergência	25
3.2	Sistemas Baseados em Agentes	26
3.2.1	Autômatos celulares	27
3.2.2	Sistemas Multi-agentes	30
4	DESENVOLVIMENTO	35
4.1	O Modelo	36
4.2	Visualização	38
4.3	Ferramentas Utilizadas	44
5	ANÁLISE E RESULTADOS	45
5.1	Ilustração da Competição em Relação a Duas Opiniões Opostas	45
5.2	Efeito de I no Tempo de Convergência do Sistema	48
5.3	Análise do Papel dos Parâmetros N , S , I e V na Convergência do Sistema	50
5.3.1	Papel de N e S no Tempo de Convergência	51
5.3.2	Papel de N e I no Tempo de Convergência	53
5.3.3	Papel de S e I no Tempo de Convergência	55
5.3.4	Papel de V no Tempo de Convergência	55
6	CONCLUSÃO	59
	REFERÊNCIAS	63

1 INTRODUÇÃO

A modelagem e simulação computacional de processos envolvendo a dinâmica social já existe a pelo menos quatro décadas. Porém, a tentativa de definir processos sociais em uma base quantitativa e formal, ainda é um desafio devido a complexidade inerente, e os incontáveis níveis e detalhes que podem ser levados em conta. No entanto, pode-se dizer que, à princípio, deve ser possível considerar somente propriedades e mecanismos significantes, com o objetivo de analisar aspectos específicos da dinâmica da sociedade. De maneira análoga e reducionista, por meio da seleção de regras básicas e individuais, pode-se simular e entender manifestações complexas emergentes.

Nessa linha de pensamento, o presente trabalho é uma tentativa de abordar a formação de opinião através de um modelo baseado em agentes, de uma sociedade baseada em influência social. Embora a sociedade seja composta por indivíduos com diferentes idades, histórias sociais, educação, habilidades entre outros, o principal mecanismo para a formação de opinião pode ser sintetizada em uma relação líder-seguidor, independente da causa específica da formação da opinião do indivíduo, de origem objetiva ou subjetiva, na área acadêmica, social, espiritual ou qualquer outro interesse. Se o cenário líder-seguidor já representa de maneira essencial um mecanismo para a formação de opinião como uma propriedade de comportamento coletivo e emergente de alguns atributos do indivíduo, então isso deve ser suficiente para implementar um mecanismo de decisão para cada indivíduo baseado em suas características. Na abordagem proposta, são considerados como atributos necessários para o indivíduo, a influência social de um indivíduo em outro, a mobilidade caracterizando a frequência de interações com os outros indivíduos da sociedade, e um grau individual de extremismo.

Também foi assumido para a modelagem, o cenário mais simples envolvendo a formação de opinião, e.g. dois grupos de indivíduos antagônicos. Como exemplos reais desse cenário, pode-se citar um grupo pequeno, como os senadores de um país que votam a favor ou contra uma lei, ou um grupo maior, como uma sociedade inteira na qual indivíduos regrados por vastas redes de influência social desenvolvem um grande espectro de opiniões. Nos dois casos existe um processo social chamado de dinâmica da opinião, e que pode levar a um consenso, uma polarização, ou uma fragmentação de opinião entre os indivíduos.

Existem diversos exemplos na história da humanidade, de civilizações ou povos que repentinamente trocaram de opinião devido a influência de uma pequena maioria. O povo alemão na década de trinta sofreu esse processo durante o início do movimento Nazista. Ou então no período da guerra fria, onde o mundo foi tomado por uma bipolarização sem fronteiras. O processo básico desse fenômeno na estrutura social é a interação social, que, em termos simples, ocorre quando um indivíduo se comunica com outro desencadeando uma reação que altera, de certa forma, os dois indivíduos. Nestes processos, o retorno pode ser recíproco ou não, dependendo da opinião (extrema ou moderada) que o indivíduo adota. Basicamente, enquanto tentamos nos validar socialmente através de nossas idéias e comportamentos durante as intera-

ções com os outros, estamos também sendo influenciados pelas opiniões desses indivíduos. A esse fenômeno se dá o nome de influência social.

A influência social é o processo pelo qual indivíduos desenvolvem reais mudanças em seus sentimentos e comportamentos como resultado da interação com outros indivíduos similares ou admirados (RASHOTTE, 2007). A medida em que os indivíduos se relacionam, considerando uma população heterogênea, padrões de comportamento vão se formando e se tornando mais influentes entre os indivíduos. Apesar do mecanismo social sugerir a tendência dos indivíduos se relacionarem com outros mais parecidos com ele, as interações entre indivíduos heterogêneos podem criar outros padrões, que poderão tornar-se influentes em um outro momento. Assim, é possível dizer, que a opinião de um indivíduo é, na verdade, o resultado da combinação das forças sociais que ele sofre, ou das influências que o indivíduo recebe, levando em conta a sua opinião atual. Por fim, esse processo se dá em diferentes níveis da sociedade, e em maior e menor escala, dependendo da quantidade de indivíduos e de seus objetivos. Todos esses aspectos já mencionados corroboram com o simples cenário líder-seguidor, ou mais genericamente, com a idéia da parametrização formal da influência social.

Devido ao carácter formal da formação da opinião, o entendimento e a análise dos processos envolvidos é dificilmente possível sem a formalização explícita de um modelo (BARBARA, 2003). Embora modelos que simulam diferentes comportamentos sociais começaram a se tornar populares somente nos anos noventa, nos anos sessenta, com a popularização dos modelos computacionais, já haviam modelos sociais sendo desenvolvidos. "A simulação introduz a possibilidade de uma nova maneira de pensar sobre os processos sociais e econômicos, baseados em idéias sobre a emergência de comportamentos complexos oriundos de comportamentos relativamente simples"(SIMON, 1996).

Este trabalho propõe um modelo computacional que simule o processo de formação de opinião em um grupo de indivíduos. Sendo possível compreender os processos envolvidos na formação de opinião, através da análise e visualização dos dados obtidos através do modelo.

1.1 Motivação

As ciências sociais estudam fenômenos, estruturas e relações que caracterizam as organizações sociais e culturais. Um dos objetivos do estudo de tais elementos é a análise dos conflitos populacionais, a construção de identidade e a formação das opiniões. Onde o foco da análise, não é a capacidade de prever situações no que diz respeito ao sistema social, mas sim no entendimento e na explicação.

Além disso, a dinâmica que envolve o processo de formação de opinião não é notável somente nas eleições, mas também no comportamento do consumo, da economia, e de outros sistemas complexos configurados na sociedade (HEGSELMANN et al., 2002). Com o passar dos anos, a facilidade com que pessoas interagem através dos canais de comunicação modernos tornam a área muito mais complexa. Tendo em vista que a realidade social é o resultado de

ações, decisões ou pensamentos de atores sociais (agentes), e que interação mútua entre eles produz o fenômeno social complexo, pode-se dizer que o processo de interações sociais modela a estrutura social e cultural por meio das ações individuais e coletivas dos atores. Desses diversos comportamentos observados no fenômeno social, muitos deles podem ser formalizados em modelos computacionais.

Um dos principais objetos de estudo na sociologia é o processo de formação de opinião. Existem diversos modelos que tentam simular esse processo. Podemos descrever, por exemplo, o projeto conhecido como *Simulatics* (SOLA e ABELSON, 1962), que foi originalmente desenvolvido para a candidatura de John F. Kennedy à presidência dos EUA. O programa tenta prever as reações dos eleitores frente aos assuntos explorados por Kennedy e a sua equipe de campanha. Além disso, o projeto foi utilizado também, para entender o comportamento dos eleitores em referendos comuns nos EUA na década de 60, sobre a fluoretação da água potável. O objetivo do modelo era, não somente prever a reação dos indivíduos, mas também entender o processo sob o qual os eleitores são submetidos no início das campanhas eleitorais até o seu voto.

Das diversas abordagens possíveis para a formalização deste problema, podemos destacar a modelagem baseada em agentes, ou *Agent Based Modeling* (ABM), que foi uma técnica que surgiu nos anos sessenta e consiste em uma modelagem direta dos agentes, ambiente e suas interações. Alguns autores se referem a essa técnica de modelagem como uma forma de sociologia computacional, já que recria, de maneira simplificada, a realidade social.

1.2 O Problema

O entendimento do processo de formação de opinião na sociedade, é dificilmente possível sem a explícita formalização do problema através de um modelo que represente diretamente os elementos envolvidos (indivíduos, interações, etc ...). Por isto, este trabalho propõe formalizar o problema da formação da opinião em um modelo computacional baseado em agentes, que simule uma sociedade baseada em influência social, com o objetivo de compreender melhor este processo através dos resultados obtidos.

Uma das vantagens da modelagem computacional está justamente na formalização do problema, já que força o modelador a ser preciso. Diferentemente de teorias e modelos expressos em linguagem natural, um programa de computador deve conter regras exatas e bem definidas.

1.3 Objetivos

1.3.1 Objetivo Geral

Modelar a formação de opinião de uma população frente à duas idéias antagônicas através de um sistema multi-agentes.

1.3.2 Objetivos Específicos

- Investigar alternativas para modelagem social de agentes.
- Contruir um modelo para simulação do fenômeno social de formação de opinião.
- Analisar e descrever, através de técnicas de visualização de dados, a contribuição dos elementos formalizados no resultado global da simulação.

2 SIMULAÇÃO COMPUTACIONAL E CIÊNCIAS SOCIAIS

O uso da simulação computacional é conhecido em diversas áreas, como a física, entretenimento, previsão do tempo e entre outros. O principal motivo pelo qual cientistas sociais estão cada vez mais interessados na simulação computacional, é o seu potencial para a descoberta e a formalização (GILBERT, 2008). Cientistas sociais podem construir um modelo simples, que aborde um pequeno aspecto da vida social, e descobrir as consequências de suas teorias através desta sociedade artificial. Para isso, é necessário que suas teorias, normalmente expressas em linguagem natural, sejam formalizadas em uma especificação possível de ser programada em um computador. O processo de formalização, que envolve ser preciso sobre o significado da teoria, e ter certeza de que ela é completa e coerente, já é um estudo de valor por si só. A esse respeito, podemos dizer que o papel desenvolvido pela simulação computacional nas ciências sociais, é similar ao desenvolvido pela matemática na física.

Neste capítulo é descrita a história da sociologia computacional, e são apresentados os trabalhos relacionados.

2.1 Trabalhos relacionados

Os primeiros modelos computacionais relacionados a área social são da década de 60, e basicamente, consistiam em simulações baseadas em eventos discretos ou sistemas dinâmicos (MURRAY, 1989). Modelos de simulação baseados em sistemas de filas, foram utilizados para determinar, por exemplo, a demora de caixas de banco para atender a demanda, ou então, para verificar o tempo que viaturas de polícia demoram para chegar até um local de emergência (KOLEGAR et al., 1975).

Nesse mesmo período houveram modelos baseados em sistemas dinâmicos, como é o caso do modelo Lotka-Volterra (VOLTERRA, 1926; KREBS et al., 1985), que previa variações nas populações de duas espécies. Também conhecido como modelo presa-predador, o sistema contém duas equações diferenciais que geram o próximo estado do sistema dado um estado atual. Essa abordagem possui uma dependência das suposições quantitativas feitas sobre os parâmetros do modelo.

Um dos modelos que mais se popularizou no início da simulação computacional nas ciências sociais foi o modelo citado anteriormente: *Simulatics* (SOLA e ABELSON, 1962). Este projeto continha conceitos de sistemas multi-agentes (conceito que surgiu vinte anos depois). No modelo, cinquenta agentes simulados eram expostos à informação sobre um tópico de um referendo. Essa informação era transmitida aos agentes através de vários diferentes canais de comunicação, além de trocarem, posteriormente, a informação entre si. A quantidade de informação que eles absorviam, e se essa nova informação os alteravam de fato, dependia de seus hábitos de comunicação. Por exemplo: quanto mais radicais fossem, menos suscetíveis eles eram a nova informação. O modelo continha cinquenta e uma regras deste tipo, das quais vinte

e duas atuavam nos canais de comunicação, vinte e sete atuavam na troca de informação entre agentes, e as duas restantes atuavam no processo de votação, no fim da simulação. O objetivo do modelo era simular a votação em um referendo que acontecia nos anos 60 nos EUA.

Outra abordagem importante da época é a microsimulação, que no entanto, até recentemente, era a única forma de simulação popular entre os cientistas sociais (GILBERT, 2008). A técnica é baseada em uma grande quantidade de indivíduos aleatórios que são envelhecidos através de uma probabilidade de transição ou mudança. Essa probabilidade é a chance do indivíduo ser modificado, como por exemplo, a chance de uma mulher engravidar. Desse modo, envelhecendo os agentes e alterando-os de acordo com a probabilidade de transição, é possível estimar algumas das características futuras da população. Essa técnica ficou muito popular na Alemanha, Austrália e Canadá, onde foi utilizada para elaboração de políticas para pensões, impostos, entre outros.

Em comparação a outras abordagens, é possível citar três características marcantes da microsimulação:

- Não tem pretensões de explicar o fenômeno. Simplesmente calculava distribuições fiscais futuras da população.
- Trata cada agente individualmente, não existe nenhuma interação entre os indivíduos.
- As intenções ou motivações dos agentes são desconsideradas. Ao longo do tempo de simulação ele está sujeito apenas ao resultado de números aleatoriamente gerados.

Em contraste à microsimulação, podemos citar a abordagem de modelagem mais popular nas ciências sociais: os Modelos Baseados em Agentes, ou *Agent Based Models* (ABM's). A abordagem consiste em modelar representando diretamente entidades (indivíduos) e suas interações. Essa técnica proporcionou aos cientistas criar modelos que recriam, a um certo nível, a realidade social. Por isso, ela permite um maior entendimento do processo social a ser simulado. Como por exemplo, o modelo de Schelling (SCHELLING, 1971) com o propósito de explicar a segregação racial observada nos Estados Unidos na época do estudo, e sua persistência ao longo dos anos.

A técnica de modelagem utilizada foi os autômatos celulares (AC's) (WOLFRAM, 1986, 2011). Essa abordagem surgiu na física na tentativa de entender as propriedades de grandes agregados de matéria. Propriedades que podiam ser observadas simulando a interação entre os componentes da matéria (e.g. moléculas). Esses modelos vem sendo aplicados para explicar propriedades de materiais magnéticos, fluxos característicos de líquidos, crescimento de cristais, erosões no solo, e em muitas outras áreas da ciência (TOFFOLI et al., 1987).

Basicamente, o modelo de Schelling consiste em um cenário retangular dividido em células, representando o cenário urbano. Cada célula pode representar um indivíduo ou um espaço vazio, e além disso, os indivíduos podem ser de duas cores (estados): vermelhos ou azuis. A cada passo da simulação cada indivíduo calcula a quantidade de indivíduos de outra cor que

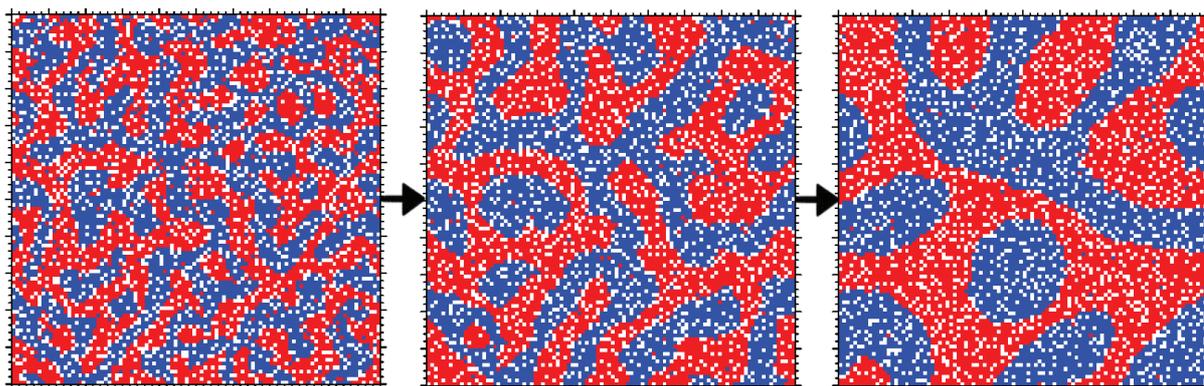


Figura 1: Amostras de frames do modelo de Schelling em ordem cronológica, da esquerda para a direita. Nota-se a formação de agrupamentos de células da mesma cor. (SCHELLING, 1971)

são seus vizinhos. Se o número de indivíduos for maior que uma constante representando a tolerância, o indivíduo é considerado infeliz e se realoca no ambiente para uma célula vazia. No próximo tempo de simulação, o agente recém posicionado influenciará no cálculo de tolerância dos agentes próximos a ele, trocando seus estados para infeliz, e isso pode resultar num efeito cascata.

Esse modelo é importante por várias razões (ALLEN, 1997). Em primeiro lugar está o agrupamento de células da mesma cor (Figura 1), que não é previsível considerando simplesmente a regra de realocação do agente. Em segundo lugar o modelo é muito simples, contendo apenas uma variável, a tolerância, tornando mais fácil o seu entendimento. E em terceiro lugar, o comportamento de agrupamento dos agentes de mesma cor é obtido mesmo com valores de tolerância maiores e para uma variedade de regras de realocação.

O modelo por si só sugere que ele poderia ser comparado com dados reais, porém na prática provou ser difícil encontrar dados confiáveis e em grande quantidade sobre a localização das células e a taxa de infelicidade dos indivíduos. A vantagem do modelo de Schelling sobre os outros previamente propostos, os quais eram baseados em equações de fluxo de migração e valores relativos de propriedades das residências, era que o número de parâmetros a serem estimados era muito menor, além de ser mais simples de simular e analisar.

Como se pode notar, a interação entre os elementos é uma das principais características da modelagem baseada em agentes. Essa abordagem trouxe várias questões das ciências sociais para a simulação computacional, justamente porque a interação é a base do processo social. Apesar de instrutivo, o trabalho de Schelling não contém características para a modelagem da formação da opinião entre indivíduos, porém é um bom exemplo de como formalizar processos sociais através de simulações computacionais. Primeiramente, o estudo fornece uma explicação clara sobre o assunto a ser formalizado e a estrutura do modelo, também permite um bom entendimento do processo. Essas duas características são consideradas essenciais para a modelagem de um processo social.

Essas abordagens mais antigas se utilizavam de conexões geométricas simples para repre-

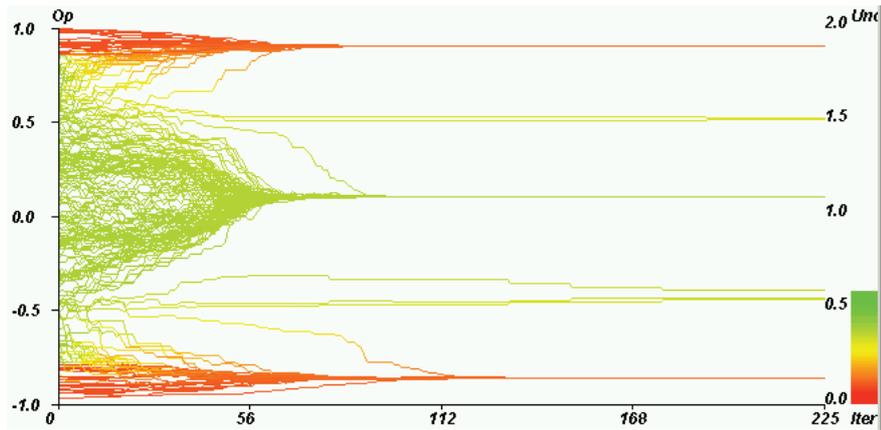


Figura 2: Simulação sem a adição da minoria extremista. (DEFFUANT et al., 2002)

sentar os elementos presentes na sociedade. Geralmente uma grade ou *grid* bidimensional onde as interações aconteciam entre células vizinhas. Com o surgimento de abordagens mais complexas, como os sistemas multi-agentes (MAS), houve um aumento considerável de complexidade na estrutura dos modelos, mais especificamente na modelagem dos elementos básicos dos fenômenos sociais: o indivíduo, a interação e o ambiente.

Dentre os vários modelos que abordam mecanismos de transmissão de opinião, um dos mais recentes trabalhos de Deffuant tenta simular efeitos de grupos de indivíduos mais extremistas sobre outros indivíduos da sociedade (DEFFUANT, 2006). Nesse modelo, os agentes são representados por duas variáveis, onde a primeira é a opinião entre dois extremos, representada por um número real entre -1 e 1, e a segunda é a incerteza, que representa o grau de dúvida do agente em sua própria opinião, e é dada por um número positivo real. Desse modo, cada agente possui um segmento de opinião que é um intervalo centrado na opinião do agente e se estende proporcionalmente ao seu grau de incerteza, para o lado positivo e negativo. Assim, os agentes interagem aleatoriamente e é definido que um agente i só influencia a opinião de um agente j caso seus segmentos de opinião se interseccionem. Nesse caso, a quantidade de influência do agente i sobre o agente j é proporcional a diferença entre esses dois agentes, multiplicada pela área de segmento de opinião que eles possuem em comum, dividida pela incerteza do agente j . O efeito dessa equação é que agentes com grau de incerteza alto influenciam menos a opinião dos outros agentes com grau de incerteza menor. Duas configurações de variáveis de entrada foram testadas para verificar o resultado final na distribuição da opinião dos agentes. Em um primeiro cenário, agentes foram inseridos com opiniões de graus de incertezas gerados aleatoriamente por uma distribuição uniforme. Nesse caso, como pode ser visto na Figura 2, a simulação atinge um estado onde a maioria dos agentes possui uma opinião mediana. Num segundo cenário, uma minoria extremista é adicionada com um grau de incerteza baixo. Nesse caso, a simulação atinge um estado estacionário onde a opinião da maioria está de um lado ou de outro do espectro Figura 3. Desse modo, o modelo propõe que uma minoria extremista com opiniões menos influenciáveis podem surtir um efeito dramático no restante da população.

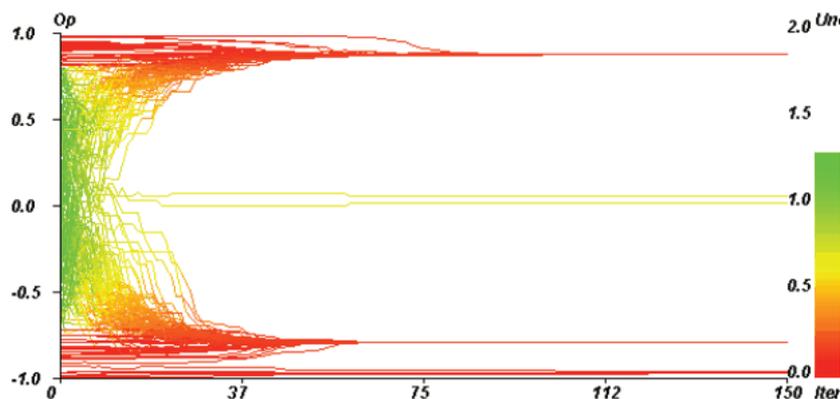


Figura 3: Simulação com a adição de uma minoria extremista e com menos grau de certeza.(DEFFUANT et al., 2002)

O modelo de Deffuant é uma extensão do modelo *Bounded Confidence* (BC) (KRAUSE, 2000) que definiu um esquema de interação não-linear: um agente somente influencia outro se a distância entre suas opiniões for menor do que o grau de incerteza do agente. Em outras palavras, a incerteza pode ser interpretada como um limiar ou uma confiança limitada. Este raciocínio assume que pessoas não levam em consideração opiniões fora do seu intervalo de aceitação ou incerteza. A contribuição de Deffuant para o modelo BC é que a incerteza, assim como a opinião, podem se modificar ao longo das interações resultando em um modelo de concordância relativa ou *Relative Agreement* (RA).

A representação da opinião dos agentes pode ser feita de diversas maneiras. As abordagens mais simples utilizam uma representação binária da opinião (CONRADT e ROPER, 2003). Entretanto, a referência (MACCALLUM et al., 2002) prova que a dicotomização de valores quantitativos possui influência substancial sobre a análise, devido a falta de informação sobre as diferenças dos indivíduos, a perda de dependências não-lineares, e mais importante, a perda de propriedades métricas. Várias outras implementações utilizam técnicas de dicotomização utilizando representações mais ou menos complexas para a opinião. A razão para isso, tem como base o fenômeno de que a interação entre dois indivíduos tende a aproximar suas opiniões. Portanto, utilizando uma representação binária do parâmetro opinião, não é possível quantificar o deslocamento da opinião dos indivíduos envolvidos na interação.

Outros modelos que aumentam a complexidade dessa representação, utilizam por exemplo, uma variável multi-dimensional (LAGUNA et al., 2003). No presente trabalho, um número real representa as opiniões dos agentes em um cenário antagônico, onde existem duas opiniões sobre uma questão, porém contínua, através da atribuição de algum tipo de força ou peso a essa opinião.

No modelo BC a influência do agente é correlacionada com o seu segmento de opinião definido pelo seu grau de incerteza. Como dito anteriormente, um agente altera sua opinião durante uma interação, somente se os agentes envolvidos na mesma possuem áreas de segmento de opinião em comum. Caso contrário, suas opiniões são mantidas. De fato, a maioria dos

modelos de transmissão de opinião utilizam esta mesma abordagem. Porém, pode-se imaginar que a influência exercida pelos indivíduos dissociada da opinião, exige a definição de diferentes atributos sociais, como poder ou um papel social, refletindo em diferenças sociais. Acredita-se que através dessa atribuição, agentes podem apresentar comportamentos mais complexos na população, além de representar características típicas da sociedade. Mais detalhes sobre a implementação dessa idéia estão descritas no capítulo 4.

Essa idéia é representada no modelo Krause-Hegselmann (HEGSELMANN et al., 2002) através de forças de interações definidas por um vetor de parâmetros. Esse conjunto de variáveis dita a política de interações entre os indivíduos, e define portanto, uma possível convergência para uma ou outra opinião. Uma característica importante é a representação do extremismo de um agente em específico, utilizada da mesma maneira no modelo de Deffuant. Agentes mais extremistas são definidos como sendo menos incertos de suas opiniões. Porém, esses agentes, podem assumir qualquer opinião, mesmo uma opinião neutra. Neste contexto o extremismo não é meramente um valor contínuo de opinião próximo de -1 ou 1. Na verdade, um atributo que corresponda a uma proximidade física ou psicológica, ou ainda relações funcionais/profissionais se faz necessária, e deve ser parecida com uma esfera ou círculo de influência. Acredita-se que essas são características importantes em agentes para implementações significativas para simular indivíduos com diferenças em suas crenças, estabilidade pessoal ou habilidades demagógicas. Complementando, a implementação dessa representação do indivíduo leva em consideração circunstâncias onde uma minoria extremista possa influenciar toda a população, onde ao final das interações todos os indivíduos se tornem extremistas.

Representações desse tipo de circunstâncias podem ser obtidas em simulações envolvendo comportamento de consumo, como é o caso do modelo de Janssen e Jager (JANSSEN e JAGER, 1999). Neste caso, o modelo explora os processos do chamado *Lock-in* em mercados consumidores. Este termo é utilizado para situações onde uma determinada marca ou produto alcança um nível de domínio de mercado, tornando mais difícil o consumo de produtos de outras marcas. Isso se dá através da influência social que um indivíduo sofre de pessoas próximas a ele, ou em outras palavras, indivíduos dentro de seu círculo de influência. Dessa maneira, o modelo sugere que seja muito difícil introduzir um novo produto em um mercado já sobre os efeitos do *Lock-in*, onde os indivíduos já estão satisfeitos e preferem consumir o mesmo que seus vizinhos.

É possível notar que os três parâmetros do agente descritos até o momento, são encontrados na maioria dos modelos mais recentes: opinião, influência e extremismo. Mesmo considerando somente esses três parâmetros, existem várias maneiras de representar a estrutura dinâmica da sociedade. Além disso, devido a evolução pessoal, educação, equívocos e etc., devemos considerar essas variáveis intrínsecas e possíveis limites que limitem a interação entre indivíduos. Nota-se também, que a complexidade do modelo deve ser fixada em um nível razoável, para que o entendimento do problema seja possível, já que acima de um certo nível de complexidade o modelo deixa de proporcionar um entendimento do processo, tornando-se tão complexo quanto observar o fenômeno em si. (SOBKOWICZ, 2009)

3 CONCEITOS BÁSICOS

Como descrito anteriormente, os sistemas baseados em agentes foram utilizados em larga escala a partir da sua popularização. Isso se deu devido as suas características intuitivas de modelagem da realidade social (indivíduos que interagem em um ambiente).

Neste capítulo é descrita a relação entre a sociedade e uma nova área multidisciplinar que tem enriquecido os estudos sociais: a complexidade. Também é relacionado esse conceito à abordagem de modelos baseados em agentes, explicitando suas principais características relacionadas à simulação social.

3.1 Emergência

Segundo a sociologia, sociedade é um conjunto de pessoas que compartilham propósitos, costumes, gostos e preocupações e que interagem entre si. Podemos estender esse conceito através da sociobiologia, afirmando que uma sociedade é um grupo de indivíduos que vivem em conjunto, e formam um tipo de sistema semi-aberto tendo algum tipo de organização ou divisão de tarefas, no qual a maior parte das interações são feitas entre indivíduos desse mesmo grupo.

Dessas interações, ao longo do tempo, pode-se observar o surgimento de diversos padrões de comportamento, como a auto-organização, diferenciação social, segregação, entre outros. São comportamentos que acontecem a um outro nível que não no individual. Ou seja, da interação entre indivíduos emergem estruturas que possuem um comportamento por si só. Essas estruturas não podem ser classificadas como o indivíduo e precisam ser descritas através de uma nova categoria.

Sistemas baseados em agentes e sociedades são compostos por vários agentes (indivíduos). Esses sistemas podem ser descritos em termos de características e propriedades do agente, ou em termos globais do sistema como um todo. O nível de descrição micro é focado nas propriedades do indivíduo e seu ambiente local, enquanto o nível macro se foca nos padrões ou regularidades globais formadas pelo comportamento dos agentes observados como um todo. Exemplificando, podemos dizer que no nível micro existe um átomo de oxigênio e dois de hidrogênio e citar suas características individuais. Já descrevendo essa estrutura em um nível macro, são observadas as características da estrutura enquanto molécula de água.

Simulações podem enriquecer o estudo teórico sobre as implicações de representação dos níveis de emergência na sociedade. Principalmente modelos baseados em agentes, que permitem recriar as condições necessárias para o surgimento de padrões e comportamentos a um nível global. Como exemplo, é possível citar os autômatos celulares (AC's), onde cada célula pode assumir diferentes estados internos. Os estados se alteram de acordo com os resultados de execuções de regras simples, que dependem somente dos estados das células vizinhas (nível micro). O resultado global é o estado de cada célula em conjunto (nível macro). No modelo

de Schelling, é possível observar o agrupamento de células similares (da mesma cor) como o comportamento emergente do sistema.

Outro exemplo de simulação social pode ser encontrada no trabalho de Nowak e Latané (NOWAK, 1993). O trabalho tinha como objetivo modelar o efeito da influência social, e como base, a idéia de que o impacto social de um grupo de agentes sobre um agente individual era o resultado de uma regra simples de interação entre os indivíduos aplicada múltiplas vezes. Ou seja, não havia uma regra explícita sobre a teoria de influência social que era aplicada para cada indivíduo ao longo do tempo. Cada indivíduo possuía o seu estado que era atualizado de acordo com a opinião de seus vizinhos. Como resultado da simulação, tem-se o agrupamentos de opiniões que emergiam e permaneciam em equilíbrio para uma grande faixa de valores utilizados como parâmetros da simulação, formando uma regularidade.

Em um modelo computacional, é importante que o estado global do sistema possa ser visualizado de maneira a detectar comportamentos emergentes oriundos dos comportamentos individuais (níveis micro-macro). Isso pode ser feito através do uso de estruturas computacionais adequadas para a representação dos mesmos.

3.2 Sistemas Baseados em Agentes

Modelos baseados em Agentes ou *Agent-Based Models* (ABM's) é um tipo de modelo computacional para a simulação de ações e interações entre agentes autônomos, tanto indivíduos como entidades coletivas, como por exemplo organizações ou grupos. O objetivo é visualizar seus efeitos no sistema como um todo. Segundo Nigel Gilbert (GILBERT et al., 2005), a modelagem baseada em agentes é um tipo de ciência social computacional. Isso porque envolve construir modelos que são programas de computador que simulam, em um certo nível de abstração, a realidade social e seus processos.

Sistemas computacionais possuem uma ou mais entradas e saídas, e o programa em si é o processo que se imagina existir no mundo social (GILBERT, 2008). Por exemplo, imaginando que queremos simular um fenômeno social baseado em uma teoria de como indivíduos são influenciados por amigos sobre suas escolhas de compra de produtos, a modelagem baseada em agentes permite a criação de um programa de computador, onde existem indivíduos simulados (agentes) que compram de acordo com suas preferências. A saída do modelo é interessante, pois o que um indivíduo compra vai influenciar na opinião de um amigo, e o quê esse amigo comprar vai influenciar na compra do primeiro indivíduo. Esse tipo de reforço mútuo é relativamente simples de modelar utilizando técnicas de modelagem baseadas em agentes.

Portanto, modelos baseados em agentes consistem em agentes que interagem em um ambiente. Agentes podem tanto ser programas separados ou, como acontece com mais frequência, são partes do programa que são utilizados para representar os atores sociais. Esses atores podem ser tanto pessoas individuais, organizações ou nações. Eles são programados para reagir ao ambiente simulado ao qual eles estão inseridos, ambiente esse que é uma representação do

ambiente real no qual esses atores sociais atuam.

Uma das características cruciais dos modelos baseados em agentes é que os agentes podem interagir e trocar informações entre si. Essa interação pode ser implementada de diversas maneiras e simbolizar diferentes elementos do ambiente social real. Por exemplo: a troca de informação entre agentes pode ser modelada para representar um diálogo entre os agentes, ou então, mais indiretamente, um fluxo de informação, como por exemplo um agente observando outro agente, ou a detecção dos efeitos da ação de um outro indivíduo.

Já ambiente é o mundo virtual em que o agente atua. Ele pode ser neutro e pouco influenciar nas rotinas dos agentes, ou pode ser modelado mais cuidadosamente para diferentes propósitos. Como por exemplo, o modelo de Schelling, sobre segregação racial nas cidades, utilizava o ambiente para modelar um cenário urbano, ou então em um modelo de relações internas (de um país), o ambiente representa estados e nações (CEDERMAN, 1997). Em alguns outros modelos o ambiente pode ser modelado não através de um espaço geográfico, mas sim através de outros atributos, como por exemplo, cientistas sendo modelados em um espaço do conhecimento (GILBERT et al., 2000). Outra opção ainda seria não ter nenhuma representação espacial, como por exemplo em (SCOTT, 2000), onde agentes são ligados através de uma rede social onde a única indicação das interações dos agentes são representadas por ligações do indivíduos com outros pontos da rede.

Nesta sessão são descritos dois tipos de sistemas computacionais: autômatos celulares e sistemas multi-agentes. Essas duas abordagens foram extensivamente utilizadas na sociologia computacional como importante objeto de estudo de fenômenos sociais e tratam a representação da sociedade e do indivíduo de diferentes maneiras.

3.2.1 Autômatos celulares

Autômatos celulares (AC) (TOFFOLI et al., 1987; WOLFRAM, 1986, 2011) surgiram de pesquisas oriundas principalmente da física, onde estudiosos tentavam estudar o comportamento de grandes agregados de matéria, compostos por partículas que possuem regras de interação relativamente simples. Esse mesmo fenômeno era observado na sociedade em diversos comportamentos como relação entre estados políticos e mudança de comportamento.

Para caracterizar a técnica de autômatos celulares é possível afirmar que ela possui as seguintes características:

1. O modelo consiste em um determinado número de células idênticas dispostas em uma grade. As células podem ser alocadas em um vetor unidimensional, em um vetor bidimensional (normalmente em um arranjo retangular) ou ocasionalmente em um cubo tridimensional. Nas simulações sociais, as células podem representar indivíduos ou grupos de indivíduos, como insituições por exemplo.
2. Cada célula pode assumir um de alguns poucos estados, como por exemplo, ligado ou

desligado, ou vivo ou morto. É possível encontrar exemplos onde estados representam atitudes ou opiniões (apoio de indivíduos a um partido político), características individuais (raça) ou ações (cooperação ou não com outros indivíduos).

3. O tempo da simulação avança através de passos ou turnos. A cada turno o estado de um agente pode mudar.
4. O estado da célula, após cada turno, é determinado através de uma série de regras as quais especificam o quanto aquele estado depende do estado anterior e dos estados das células consideradas vizinhas imediatas. Essas mesmas regras são utilizadas para atualizar o estado de cada célula da população. A homogeneidade das células como resultado do modelo depende diretamente dessas mesmas regras.
5. Devido ao fato de que as regras só fazem referência aos estados de células vizinhas, autômatos celulares são melhor utilizados quando a interação a ser modelada é realizada localmente. Por exemplo, na tentativa de simular a propagação de uma doença através dos indivíduos, sendo que esses indivíduos só se relacionam com seus vizinhos, os autômatos celulares podem representar esse caso facilmente.

Apesar dessas características serem básicas dos autômatos celulares, podem haver alguns outros detalhes implementados que dependem do problema a ser formalizado. Por exemplo, no trabalho de Schelling, as células poderiam trocar de lugar no ambiente em razão do seu contentamento com seus vizinhos.

Os ACs foram utilizados em larga escala para modelagem de fenômenos sociais devido à uma fácil representação dos processos sociais, e a fácil detecção de comportamentos e padrões emergentes durante a simulação.

Para exemplificar, considere um modelo que representa a passagem de uma informação ou notícia de um indivíduo para o outro através de uma conversa banal, caracterizando o que popularmente é conhecido como fofoca. Considerando que um indivíduo unicamente é o responsável pelo espalhamento da notícia, cada agente entra em contato com ela através de um ou mais de seus vizinhos que já ouviram falar do assunto em questão e, podem ou não, passar adiante a notícia. Este cenário é perfeito para o uso dos ACs pois o fenômeno está intrinsecamente relacionado a capacidade do indivíduo de passar ou não a notícia a seus vizinhos.

Cada célula pode possuir dois estados: ignorância sobre o assunto tratado como fofoca (estado 1), ou pode estar informado sobre a mesma (estado 2). Cada indivíduo é posicionado numa grade retangular, e só pode trocar do estado um para o dois se um de seus quatro vizinhos souber da notícia e passá-la adiante. Além disso, existe uma chance constante durante a simulação, de um agente ouvir a fofoca de um de seus vizinhos. Uma vez que o agente fica sabendo da notícia, ele nunca mais a esquece, portanto o agente não pode passar do estado dois para o estado um. O modelo descrito é estocástico, pois existe sempre uma probabilidade de a notícia passar ou não para outro indivíduo.

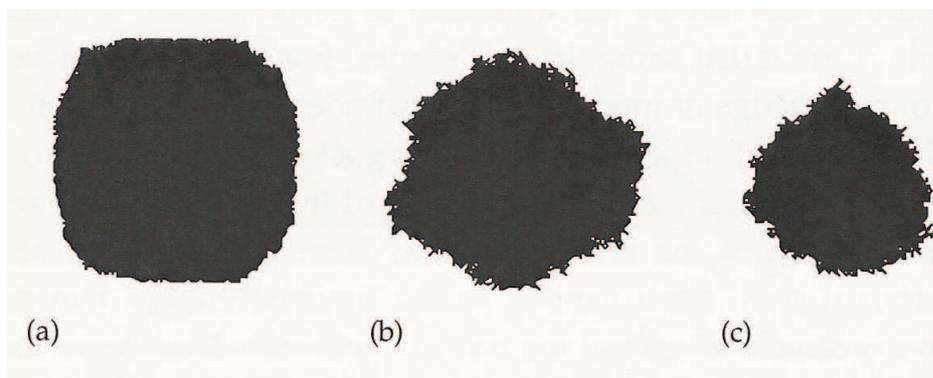


Figura 4: Propagação da notícia com diferentes probabilidades do indivíduo passar a diante. a) 50 de probabilidade, b) 5 de probabilidade; c) 1 de probabilidade (GILBERT et al., 2005).

Colorindo as células de duas cores (branco para o estado um e preto para o estado dois), pode-se verificar através da visualização desta grade, o comportamento dos agentes com diferentes chances de passar a notícia.

A Figura 4(a) mostra a simulação do espalhamento da notícia iniciando por um único indivíduo. Pode-se notar que a notícia se espalha igualmente em todas as direções. Devido ao fato de existir uma probabilidade de passar ou não a notícia, a área preta (indivíduos que sabem da notícia) não é um círculo perfeito. Porém o formato da área preta tende a um círculo a medida que o tempo de simulação é computado.

Através desse modelo é possível estudar diferentes probabilidades de espalhamento da notícia. É possível notar na Figura 4(b) um espalhamento não muito uniforme em todas as direções, devido ao fato de existir uma menor chance de passar a notícia adiante. Além disso, a taxa de crescimento da área preta é muito menor. Enquanto o estado 4(a) foi obtido com 50 passos de simulação (turnos), o estado 4(b) foi obtido com 250. O caso 4(c) possui uma área preta ainda menor, e demorou mais de 600 tempos de simulação para ser obtida, ou seja, uma taxa de crescimento ainda menor.

Este modelo demonstra que a propagação de uma fofoca (ou qualquer outro tipo de informação, como novas tecnologias ou até mesmo doenças infecciosas transmitidas pelo contato) entre interações locais, de indivíduo para indivíduo, não é seriamente comprometida por baixas probabilidades de transmissão. Na verdade, baixas probabilidades de transmissão resultam numa baixa difusão da notícia.

Como já descrito, uma vez que o indivíduo passa do estado um para o estado dois, ele não retorna mais para o estado 1. Alterando essa regra, através da implementação de uma probabilidade do indivíduo se esquecer da notícia (passar do estado dois para o estado um) é possível verificar um novo comportamento do sistema (Figura 5).

Configurando a probabilidade de transmissão da notícia igual 10 %, e 5% de chance de esquecer a notícia, é possível observar na Figura 5 os pontos brancos representando indivíduos que esqueceram da notícia. Portanto, essas áreas brancas não se propagam já que após o indivíduo esquecer a notícia, seus vizinhos podem retransmiti-la rapidamente em um turno posterior.

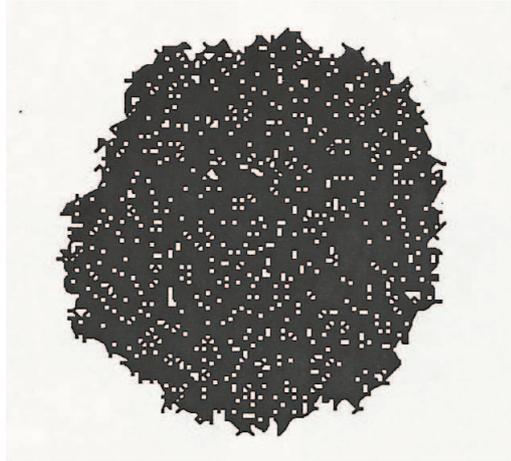


Figura 5: Propagação da notícia utilizando 10% de chance do indivíduo passar a notícia adiante e 5% de chance de ele esquecer da notícia (GILBERT et al., 2005).

Por fim, conclui-se que se a chance de transmissão é maior que a chance de esquecer a notícia, o padrão circular da área preta se manterá.

Através da visualização dos estados do sistema por uma figura onde pixels pretos e brancos representam indivíduos de diferentes estados é possível verificar padrões que emergem das regras individuais pré-estabelecidas. Essas imagens na verdade representam o modelo a um nível macro, onde o sistema pode ser observado como um todo.

Apesar de ACs terem sido utilizados em larga escala para simular diferentes processos sociais, existem várias restrições nas representações das estruturas sociais e conseqüentemente, na complexidade dos comportamentos obtidos. Por isso, antes de implementar um modelo utilizando ACs, deve-se analisar com cuidado o processo que está sendo formalizado e verificar qual o nível de complexidade dos elementos contidos nesse fenômeno.

3.2.2 Sistemas Multi-agentes

Segundo Gimblett (2002), modelos baseados em AC permitem simular fenômenos observáveis a um nível macro, mas emergentes de interações, leis ou regras localizadas (nível micro). Os autômatos têm sido utilizados para simular a dinâmica associada à transformação do espaço geográfico composto pelas células, contudo a simulação da ação direta do homem ou da fauna, com mobilidade no espaço geográfico e comportamento inteligente fez emergir, na última década, a utilização do paradigma dos agentes inteligentes para modelar sistemas complexos com informação espacial.

É possível afirmar que a principal diferença entre sistemas multi-agentes (SMA's) e AC é a complexidade e flexibilidade dos elementos integrantes de uma abordagem baseada em agentes: a interação, o indivíduo e o ambiente. Como por exemplo, nos AC's o local do agente é estático, já na maioria dos SMAs existem regras de locomoção dentro do ambiente, possibilitando assim a modelagem de problemas mais complexos.

Não existe uma definição exata do que é exatamente um agente, porém o termo é normalmente utilizado para definir programas individuais e que podem controlar suas próprias decisões baseados na percepção do seu ambiente (Huhns and Singh 1998). A programação de agentes é cada vez mais popular fora da área de ciências sociais. Por exemplo, agentes podem ser construídos para procurar informações assim que elas fiquem disponíveis na internet, informando o usuário caso seja encontrada alguma informação relevante (MAES, 1994). Agentes têm sido utilizados também para gerenciamento de redes eletrônicas, fluxos de trabalho, e para ajudar pessoas a utilizar softwares de maneira mais efetiva.

O desenvolvimento de SMA's teve origem na área de Inteligência Artificial (IA), mais precisamente na sub-área chamada Inteligência Artificial Distribuída (IAD) (BOND et al., 1988).

IAD está interessada na modelagem e nas propriedades de redes de agentes que interagem, como um grupo de agentes com diferentes habilidades que cooperam na resolução de um problema. Devido ao fato de que esta área está preocupada com o desenvolvimento de redes de agentes inteligentes e na investigação desses agentes, muitos modelos sociais podem ser abordados através dos SMA's. De fato, muitos pesquisadores da IAD são influenciados por idéias e conceitos oriundos das ciências sociais (CONTE et al., 1997).

Uma das grandes vantagens de se utilizar SMA's para a representação de modelos sociais, está na flexibilidade do grau de complexidade do ambiente e dos agentes. Wooldridge e Jennings (WOOLDRIGE et al., 1995) notaram que agentes computacionais possuem geralmente as mesmas características na maioria dos modelos que se utiliza dessa abordagem. São elas:

- Autonomia: indivíduos atuam no ambiente independentemente. Não existem regras globais que os controlam diretamente.
- Habilidade social: capacidade de interação com outros indivíduos.
- Reatividade: indivíduos percebem o seu ambiente e reagem a ele.
- Proatividade: indivíduos são capazes de tomar iniciativas de acordo com seus objetivos.

Nem sempre todos esses atributos são utilizados na modelagem, além disso, essas características podem ser implementadas de diferentes maneiras dependendo do objetivo da simulação. Pode-se dizer que o comportamento atual de um agente está fortemente relacionado às crenças, desejos, motivações e até mesmo suas emoções, atribuindo a ele um grau de intencionalidade. Portanto, esses atributos, em um agente modelado para simular um indivíduo no espaço social, deve simular alguns dos aspectos humanos.

Em todos os sistemas baseados em agentes, os indivíduos são dispostos em um ambiente, que depende do que está sendo modelado. No caso de simularmos sociedades, ambientes são normalmente representados num contexto espacial. Ou seja, cada agente estará localizado em um espaço simulado, como por exemplo no modelo de Schelling uma grade bidimensional. Outros tipos de ambientes são viáveis, e dependem do problema que a simulação tenta abordar.

Portanto, há uma relação agente-ambiente que faz com que a mecânica social seja representada a um nível satisfatório para a representação de vários fenômenos sociais, biológicos, econômicos, entre outros. A maioria dos trabalhos citados na sessão 2.1 foram modelados através da modelagem baseada em agentes.

A modelagem baseada em agentes é um tipo de sociologia computacional já que cria uma representação simplificada da realidade social que serve para expressar, mais claramente possível, o maneira como a realidade funciona.

Um exemplo de sistema multi-agente é o trabalho de Epstein e Axtell (EPSTEIN et al., 1996) denominado *Sugarscape*. No modelo agentes se movem por um ambiente representado por uma grade de tamanho 50 por 50. Cada célula da grade possui uma quantidade de açúcar que, o agente posicionado naquela célula pode comer. O total de açúcar varia de célula para célula, baseado na distribuição inicial, e do quanto já foi consumido. O objetivo dos agentes é consumir o açúcar para sobreviver. Além disso, caso o agente esteja em uma célula com mais açúcar do que ele precisa, ele pode guardá-lo e consumi-lo depois, ou em variações mais complexas do modelo ele pode trocar com outros agentes.

Os agentes possuem também diferentes graus de percepção do ambiente, ou seja, alguns agentes podem perceber células num raio maior ou menor. Além de possuírem diferentes percepções, os indivíduos possuem diferentes taxas de metabolismo que definem a quantidade de açúcar que ele consome. Quando um indivíduo chega a um nível de açúcar igual a 0, ele morre e é removido do sistema, além disso, um novo indivíduo é gerado no sistema, com uma nova distribuição de açúcar. Esse novo agente possui as mesmas características do agente morto (taxa de metabolismo e percepção). Portanto, além disso, o modelo emprega um conceito conhecido como a sobrevivência do mais forte, pois indivíduos relativamente inadequados, ou seja, que possuem altas taxas de metabolismo, baixa percepção ou estão em locais com pouco açúcar, morrem rapidamente. Até mesmo agentes adequados morrem após um tempo de vida máximo gerado aleatoriamente por uma distribuição uniforme.

Desde já, pode-se notar o quão mais complexos são os agentes e o ambiente dos SMA's comparados aos AC's. Eles possuem objetivos claros (sobreviver), e possuem regras de decisão próprias que são disparadas a cada tempo de simulação (verificar entre as células vizinhas perceptíveis, qual possui mais recurso). Esse aumento de complexidade torna possível a implementação de vários fenômenos sociais mais complexos, como o abordado por este trabalho.

Além disso pode-se verificar que nos sistemas multi-agentes, relacionamentos espaciais são extremamente explícitos, pois os agentes tem a capacidade de se locomover no ambiente. Assim, os agentes interagem com os demais e produzem constantes mudanças no relacionamento espacial (WU, 2002), em contraste com os modelos baseados puramente em AC, os quais como apontado por Benenson (2005), tem ainda uma evidente e principal limitação que é a imobilidade das células.

Continuando, sistemas multi-agentes permitem uma descrição ainda maior dos agentes e de seus comportamentos. Por exemplo, agentes evolutivos que podem aprender durante as

interações e inferir informações do ambiente, como a posição e estado de outros agentes.

O presente trabalho pretende se utilizar dessa abordagem para a construção do modelo. Primeiramente ele oferece uma grande flexibilidade na modelagem do elementos sociais, principalmente os indivíduos. Além disso, as regras empregadas no modelo também podem ser mais complexas, tornando assim mais fácil a modelagem do problema de formação de opinião.

4 DESENVOLVIMENTO

Dentre os fenômenos sociais do comportamento coletivo, vários podem ser formalizados através de uma teoria comum. Por exemplo, a formação de opinião, tomada de decisão, comportamento do consumo entre outros. Isso porque, por trás desses fenômenos, existe um sistema de influência afetando o resultado do todo e a dinâmica de processos correspondentes, através de padrões de comunicação em uma estrutura explícita de uma rede (LAUMAN et al., 1978). Isso sugere que processos sociais envolvidos com formação de opinião são basicamente controlados por essas forças sociais exercidas entre os indivíduos.

De fato, pode-se sugerir que agentes possuam diferentes graus de influência uns sobre os outros. Imaginando o grupo de indivíduos como um grafo, onde os nós sejam os indivíduos e as ligações entre eles sejam suas interações, indivíduos com maior influência devem possuir mais conexões.

Portanto, considerar a interação como processo básico do comportamento social é assumir que interação entre agentes é o meio que torna a influência social possível.

Continuando, segundo Rashotte (2007), a influência social é o processo pelo qual o agente altera seu estado interno. Por isso, considera-se no modelo uma interação como um processo de influência de um agente sobre o outro, ou seja, um processo unidirecional. Por exemplo, o fato de um agente i influenciar j , não significa que j está influenciando i . Apesar de haver uma interação, ela é sempre unidirecional, de i para j ou de j para i . Do ponto de vista social este processo existe de fato, já que podemos interagir de diversas maneiras, por exemplo, o colunista de um jornal popular influencia na opinião de diversas pessoas. Em um primeiro momento, ao ler o jornal, o processo de influência social não se dá do leitor para o escritor. Apesar de que, a reação dos leitores num segundo momento pode sim influenciar seu estado interno (opinião). Além disso, o escritor poderá ser influenciado por outro indivíduo mais influente que ele, como o diretor do jornal.

Além da influência social que cada agente exerce nessa rede, outro fator importante é o radicalismo ou extremismo do agente. O estudo de Deffuant cria, através desse fator, regras que são formalizações de teorias como comportamento social. De fato, pode-se observar que agentes mais radicais ou extremistas influenciam outros agentes de maneira mais eficaz, potencializando a influência social nessa interação. Considerar o grau de extremismo de cada agente na interação dos indivíduos é importante, justamente porque ele é um dos sintomas observados em situações de bipolarização da opinião nas sociedades.

Para iniciar a construção do modelo precisamos considerar alguns aspectos de sua modelagem:

- Estrutura - O modelo deve possuir estruturas que representem de maneira direta os indivíduos, suas interações e o ambiente, permitindo assim explicitar com flexibilidade e coerência as regras sociais do modelo: influência social e radicalismo.

- Simplicidade - O modelo deve ser acima de tudo simples, facilitando a sua compreensão e o seu desenvolvimento.
- Visualização - A saída do modelo deverá ser intuitivamente interpretada. Por isso, é importante que o estado global do modelo possa ser visualizado.

Portanto, este trabalho tem por objetivo propor um novo modelo de formação de opinião, levando em conta dois aspectos relevantes utilizados na área: o extremismo, e a influência social como processo de mutação da opinião, e a comunicabilidade dos agentes (interação). Este modelo deverá ser capaz de simular os processos envolvidos em uma situação onde agentes são submetidos a uma escolha, como por exemplo uma votação, através da construção de um sistema baseado em agentes devido a sua facilidade de modelagem de fenômenos sociais.

4.1 O Modelo

Os agentes são dispostos aleatoriamente em um ambiente quadrangular bidimensional onde se movem linearmente com uma probabilidade de 20% (dada uma distribuição uniforme) de alterar sua rota. Com o objetivo de impor características sociais aos agentes, cada um possui três variáveis que assumem valores de 0 a 1. São elas :

- S - representa a opinião (status) do agente além de indicar o seu grau de extremismo. Com o objetivo de diferenciar duas opiniões distintas, agentes com $S < 0.5$ são considerados a favor de uma opinião, já com $S > 0.5$ são considerados de opinião oposta. Agentes com $S = 0.5$ são considerados de opinião neutra. Além disso, valores de S próximos de 0 ou 1, são considerados opiniões extremistas, ou em outras palavras, agentes são considerados menos incertos sobre suas opiniões.
- (I) - este parâmetro representa o grau de influência que um agente exerce sobre os outros. Na sociedade este parâmetro indica o status social de um indivíduo, que pode ser medido através de atributos de um indivíduo admirado, como poder ou riqueza. Também, como será descrito posteriormente, esta variável é utilizada para determinar a área do ambiente em que ele interagirá com os outros. Quanto maior este parâmetro maior será a quantidade de agentes que serão influenciados em um tempo de simulação t .
- (V) - indica a velocidade com que um agente se locomove no ambiente. Ainda, esse parâmetro está conectado a quantidade de interações do agente e a homogeneidade dos indivíduos que ele interage, já que um agente mais rápido pode interagir com diferentes indivíduos num espaço de tempo, e um mais lento estará restrito a agentes próximos a ele.

Cada indivíduo possui o que ficou definido como círculo de influência, que representa o seu grau de influência no grupo de indivíduos. Esse círculo se move juntamente com o indivíduo

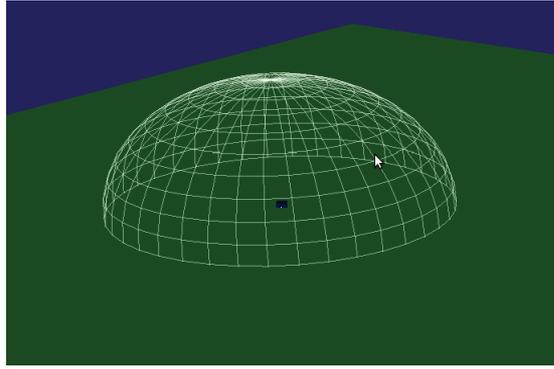


Figura 6: Indivíduo (agente) e seu círculo de influência representado por uma esfera.

pelo cenário e seu raio é proporcional a variável I do indivíduo. A cada passo da simulação cada agente interage com os agentes que estão posicionados dentro de seu círculo de influência. Considerando que um agente pode estar dentro de círculos de influência de diferentes agentes. Um agente com $I = 1$ possui uma esfera com raio igual a metade da largura do ambiente.

Dessa maneira, imaginando que cada indivíduo possua uma força social F sobre o resto dos indivíduos. Para medir essa força são levados em consideração os parâmetros S e I , como pode ser observado na Equação 4.1, onde I_i é a influência do agente, S'_i é o S_i do agente escalado para uma faixa de valores entre -1 e 1, e N é o número total de agentes no sistema. Dessa maneira, F_i é negativo se $S_i < 0.5$, e positivo se $S_i > 0.5$. Além disso, quanto mais S_i estiver próximo dos extremos, maior será F_i para ambos os pólos (positivo e negativo).

$$F_j^t = (I_j^t S_j^t) / N \quad (4.1)$$

Para cada interação existe uma influência social (unidirecional) que ocorre do agente que influencia para o agente influenciado. Portanto, para obter a influência social total que um agente i recebe no tempo t , basta verificar quais agentes estão influenciando-o, e somar as forças sociais desses agentes. Assim, a opinião do agente i no tempo $t+1$ é o resultado de sua opinião somada ao somatório de forças que são exercidas sobre ele (Equação 4.2). Vale notar que esse modelo permite que o agente esteja sendo influenciado por múltiplos agentes ao mesmo tempo, na tentativa de formalizar a teoria de influência social (RASHOTTE, 2007).

$$S_i^{t+1} = S_i^t + \sum_{j=1}^n F_j^t \quad (4.2)$$

A Equação 4.2 considera os dois elementos citados anteriormente na interação na atualização do S : o I e o S do agente. Considerando essas variáveis diretamente proporcionais ao deslocamento da opinião do agente influenciado na interação.

Considerando o cenário dicotômico proposto, onde existe a disputa de duas opiniões contrárias, a idéia é que um agente tente influenciar outros a se aproximarem de sua opinião de forma cada vez mais radical. O resultado da opinião de cada agente é o somatório de alterações

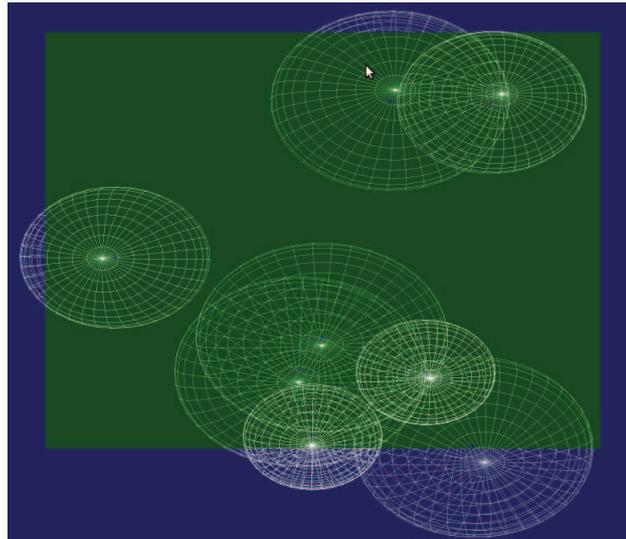


Figura 7: Ambiente com oito agentes de diferentes graus de influência.

(influências sociais) que ele sofre durante um tempo da simulação.

Além de ser influenciado, o agente pode ao mesmo tempo estar influenciando outros agentes, inclusive aqueles que o estão influenciando. Portanto, uma interação que altera os dois agentes envolvidos não é descartada através do conceito de interação unidirecional. Situações onde agentes se influenciam mutuamente são apenas consideradas múltiplas interações. No caso de dois agentes, i e j : uma interação de i para j e outra de j para i . Isso ocorre quando j está dentro do círculo de influência de i , e vice-versa.

Além disso, a escala da esfera de influência varia de acordo com o tamanho do ambiente, onde um valor 0 significa não possuir círculo de influência e 1 possuir uma esfera com raio igual ao tamanho do ambiente dividido por dois. Portanto um agente com valor de $I = 1$, posicionado no centro do ambiente, possui uma área de influência que abrange quase todo o ambiente.

Outra característica relevante do agente é a velocidade. Podemos dizer que quanto mais rápido um agente se move pelo cenário, mais vezes ele entrará e sairá do círculo de influência dos outros agentes. Através dessa afirmação podemos concluir que um agente mais veloz se comunica com mais agentes num espaço menor de tempo. Por isso esse parâmetro é relacionado a capacidade do agente de se comunicar ou sua comunicabilidade.

4.2 Visualização

A saída do modelo deve permitir a detecção de comportamentos emergentes através da simples disposição dos dados do sistema.

Para a implementação dos módulos de visualização do modelo foi utilizada a biblioteca *Open Scene Graph* (OSG, 2011). Essa ferramenta foi construída em C++ e tem por objetivo básico renderizar objetos na tela através da organização da cena utilizando grafos de cena.

Existem duas maneiras de visualizar o estado do sistema. A primeira tem como objetivo a

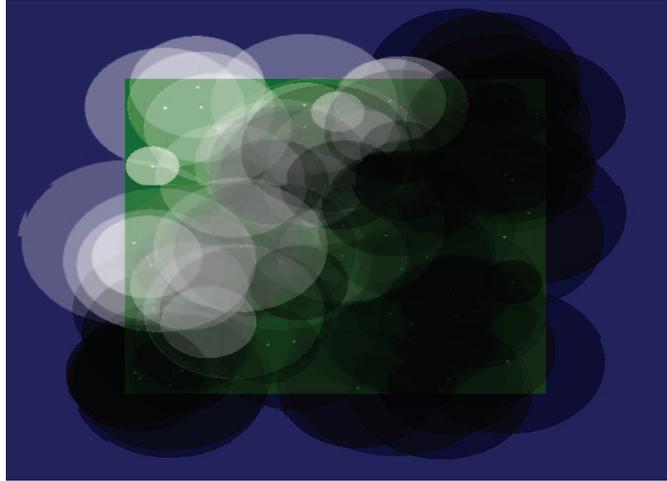


Figura 8: Vista superior do ambiente. As esferas de influência são coloridas de acordo com o S do agente relativo a ela.

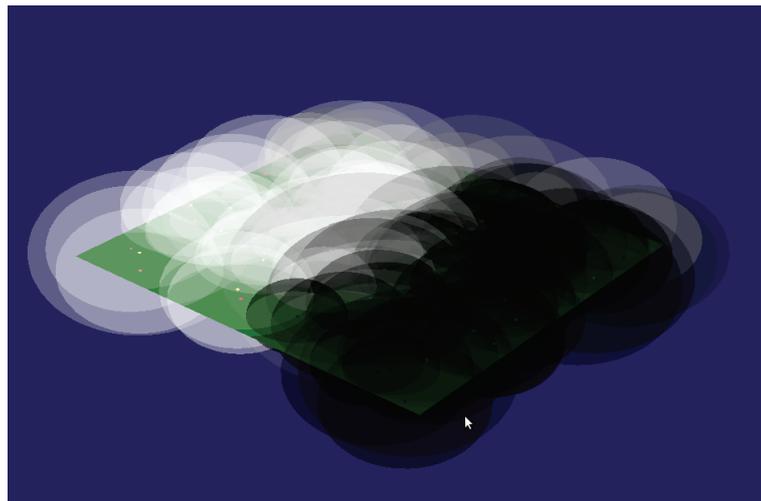


Figura 9: Visualização tridimensional do sistema.

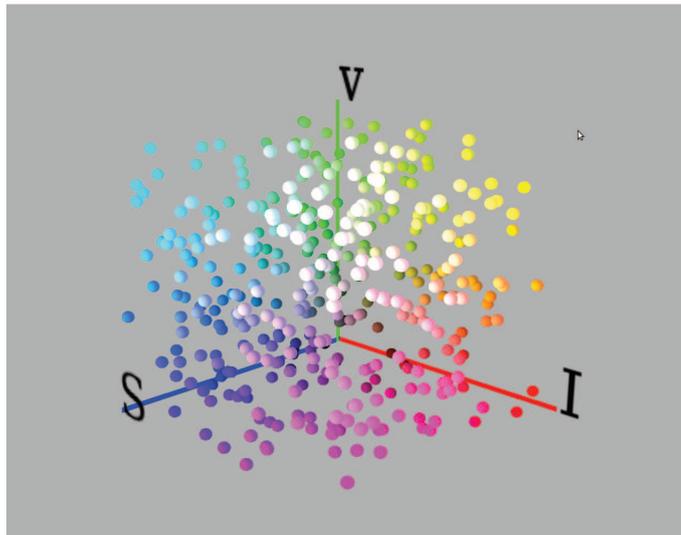


Figura 10: Visualização do sistema através das variáveis dos agentes.

disposição espacial dos agentes, exibindo-os em um ambiente tridimensional. Os agentes são representados por cubos e seus círculos de influência por esferas em volta dos agentes. A cor das esferas são representadas por dois canais de cor: um responsável por representar o S (opinião) atual do agente, variando de 0 a 1 numa escala de cinza (onde 0 é preto e 1 é branco), e outro canal que determina a transparência da esfera. O canal alfa, como também é chamado, é proporcional ao tamanho da esfera (para permitir a visualização de esferas menores). O objetivo deste módulo é permitir a visualização da localização espacial dos agentes, quais tipos de opinião predominam no ambiente, assim como o grau de influência de cada agente. Qualquer comportamento emergente relacionado a disposição dos agentes e de suas opiniões podem ser obtidos através desse método.

Outra maneira de observar as mudanças de estados do sistema como um todo é utilizar as variáveis das quais o agente é composto. Para isso, utiliza-se um gráfico tridimensional onde os agentes são representados por partículas ou esferas. Os três eixos do gráfico representam as variáveis I , S e V do agente (Figura 10).

Através dessa metodologia é possível visualizar o sistema como um todo e analisar diferentes comportamentos relacionados a diferentes indivíduos ou grupos de indivíduos.

Além disso, a cor de cada partícula relacionada ao agente é definida através de três canais de cor (RGB), normalmente utilizados para representar diferentes cores. Cada canal é diretamente associado a uma variável do agente. Mais especificamente, o canal vermelho (R) corresponde à variável I , o verde (G) à variável V e o azul (B) é associado ao S . O resultado dessas definições pode ser observado na Figura 10.

É possível também verificar, através desse módulo, dados referentes a um ou mais agentes em específico. Para isso, é estabelecido um novo estado do módulo e visualização, chamado de modo de seleção. Para ativar esse novo estado o usuário deve clicar com o mouse sobre a partícula a qual se deseja visualizar os dados. Dessa maneira, são destacadas através da ren-

derização, as partículas correspondentes aos agentes que influenciam e são influenciados pelo agente correspondente à partícula selecionada (Figura 11). Partículas desenhadas em vermelho são referentes aos agentes que influenciam, e em azul influenciadas. Para tornar mais clara a visualização desses dois grupos, o modo de seleção é dividido em dois submodos. O modo 1 de seleção exibe a partícula selecionada em vermelho (que influencia), e as partículas correspondentes a agentes influenciados pelo selecionado em azul. No modo 2 acontece o contrário, a partícula selecionada é desenhada em azul (agente influenciado), as partículas correspondentes a agentes que influenciam o selecionado são desenhadas em vermelho (Figura 12). Também são adicionadas a cena linhas que ligam o selecionado com os influenciados ou com os que influenciam, dependendo do modo de seleção. Para alterar o modo, o usuário deve pressionar a tecla 'm'. Durante o modo de seleção, caso a partícula não esteja sendo desenhada em azul ou vermelho, ela é desenhada utilizando os canais R, G e B diretamente ligadas, respectivamente, as variáveis I , V e S do agente a qual corresponde. Porém o canal alpha (transparência) é ligado e fixado em um valor 0.2 para dar destaque aos dados da partícula selecionada.

Outro dado importante é a quantidade de força social exercida e sofrida pelas partículas selecionadas. No modo 1 de seleção, é exibida logo acima da partícula selecionada a quantidade total de força social exercida sobre ela, que é na verdade a soma das forças sociais exercidas pelas agentes que o influenciam (representados pelas partículas azuis). Também é exibida a força exercida de cada partícula azul acima de cada uma delas. No modo 2 de seleção é exibido somente a força social exercida pela partícula selecionada, como pode ser observado na Figura 12.

Vale destacar que várias partículas podem ser selecionadas, dessa forma são exibidos dados de todas as partículas selecionadas, como pode ser observado na Figura 13.

Assim, é possível validar algumas das regras explicitadas no modelo sobre a quantidade de forças sociais que os agentes recebem e a quantidade de agentes que são influenciados e que influenciam. Por exemplo, na Figura 14, podemos verificar que o agente selecionado com um grau maior de I e S possui uma força social maior do que o outro selecionado, que é menos influente e levemente menos radical. Outra regra que pode ser validada na Figura 14 é a quantidade de agentes influenciados por cada um dos agentes selecionados. Nota-se que o agente mais influente influencia mais indivíduos que o menos influente. Essas funcionalidades também são úteis para verificar algum problema de implementação, e para fazer um *debug* do sistema.

Para que estas funcionalidades possam ser utilizadas de maneira a analisar uma determinada situação, o software permite que o usuário possa parar e continuar a simulação através da tecla 'p'. Além disso, o usuário pode limpar a lista de selecionados, desabilitando assim o modo de seleção utilizando a tecla 'c'. Ainda, para permitir que o usuário visualize ou selecione com mais facilidade determinadas partículas ou grupos de partículas, o modo de visualização dos parâmetros permite que a câmera seja rotacionada em volta do gráfico tridimensional. Isso pode ser feito clicando e arrastando o cursor do mouse para o sentido o qual deseja se rotacionar a câmera. Diferentes posições de câmera são exibidas na Figura 15.

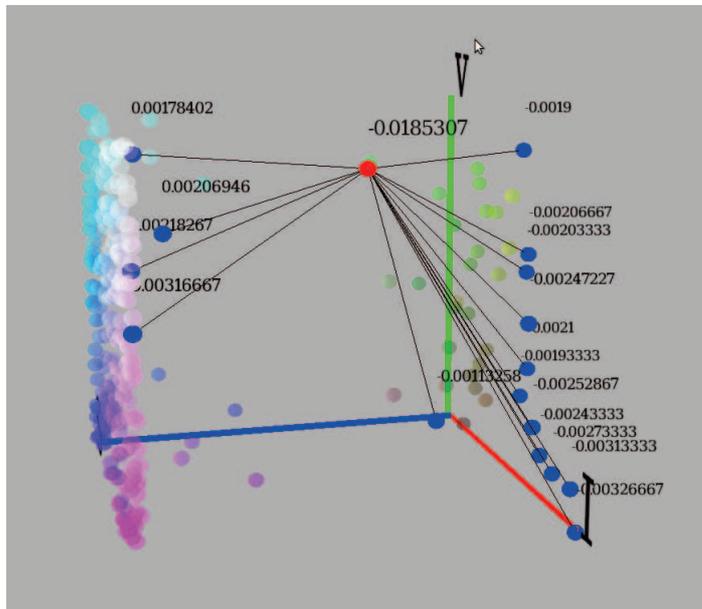


Figura 11: Visualização do sistema no modo 1 de seleção.

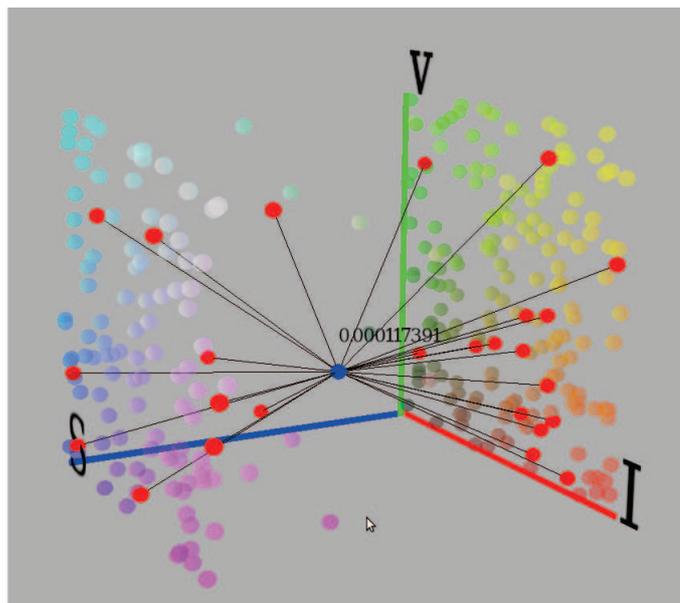


Figura 12: Visualização do sistema no modo 2 de seleção.

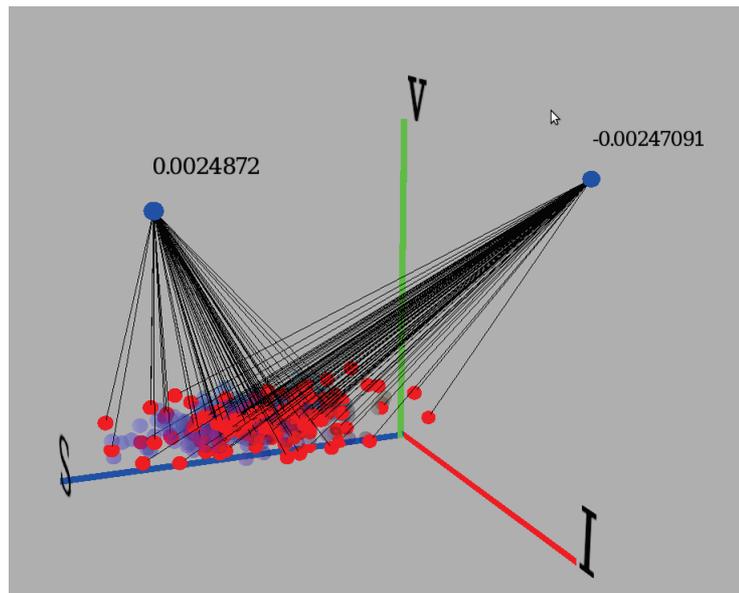


Figura 13: Visualização do sistema no modo 2 de seleção com 2 agentes selecionados.

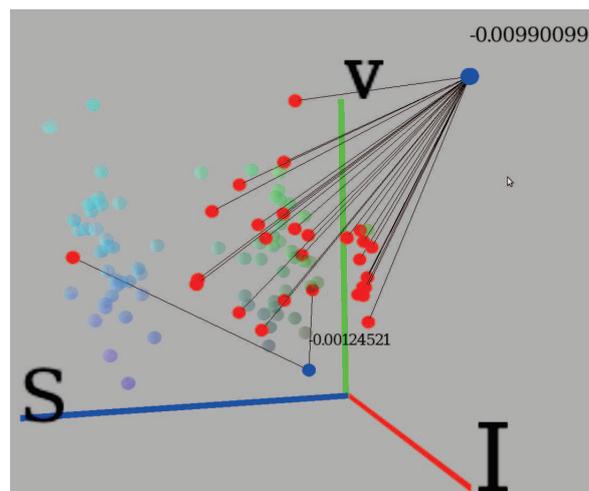


Figura 14: Agentes selecionados (em azul) e suas forças sociais.

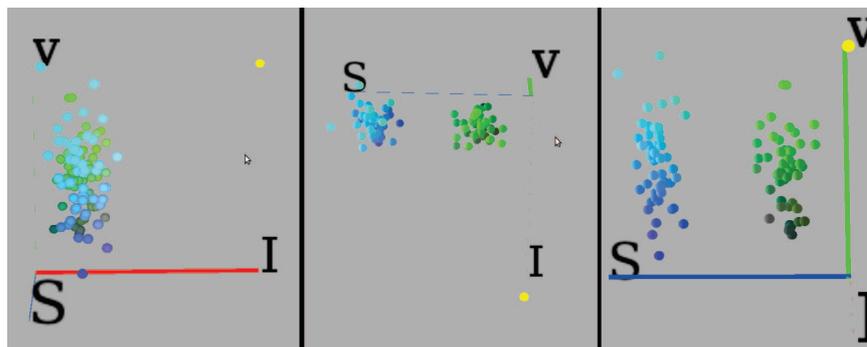


Figura 15: Exibição de um mesmo cenário utilizando 3 posições de câmera diferentes.

4.3 Ferramentas Utilizadas

Para o desenvolvimento do modelo foram utilizadas diferentes ferramentas computacionais. Para modelagem de se modelar sistemas baseados em agentes, optou-se por utilizar uma linguagem orientada a objetos. O paradigma de orientação a objetos (OO) consolida uma base robusta para a modelagem e implementação de sistemas baseados em agentes.

A programação OO (COX, 2008) consiste basicamente em desenvolver programas como uma série de objetos. Um objeto pode armazenar dados em seus atributos e possui uma série de métodos que determinam como ele processa dados. Uma das grandes vantagens da OO é que ela permite um grande nível de modularidade. Além disso essa abordagem é ideal para o desenvolvimento de sistemas baseados em agentes já que permite a programação direta e organizada dos elementos presentes nesses sistemas (indivíduos, interações e ambiente). Dentre várias linguagens que se utilizam deste paradigma, optou-se por utilizar o C++. Isso porque é uma das linguagens mais populares que existem hoje, além de ser rápida e robusta, permitindo ao desenvolvedor explorar vários aspectos do modelo, como por exemplo performance, custo computacional e estrutura do modelo.

Para a renderização das cenas descritas no módulo de visualização do sistema foi utilizada uma biblioteca também escrita em C++ : *OpenSceneGraph* (OSG)(OSG, 2011). Essa ferramenta se utiliza do conceito de grafos de cena permitindo a renderização de objetos com economia de custo computacional e alta performance.

5 ANÁLISE E RESULTADOS

Descrito o modelo, nesta seção é descrita a análise do modelo proposto através de sua execução com diferentes parâmetros de entrada. O modelo proposto possui como entrada os valores de S , I e V dos indivíduos, assim como a quantidade de agentes considerados na simulação.

5.1 Ilustração da Competição em Relação a Duas Opiniões Opostas

Primeiramente faz-se necessária a verificação da emergência de um cenário dicotômico, onde agentes se dividem entre duas opiniões. Para isso foi feito um teste que ilustra, de maneira genérica o resultado obtido para todos os cenários reproduzidos. Neste teste foram utilizados como parâmetros de entrada, valores de S , I e V gerados através de uma distribuição uniforme para 200 agentes. O estado inicial do modelo pode ser observado na Figura 16.

A medida que o tempo da simulação avança, em um primeiro momento, pode-se observar a convergência dos agentes para os dois pólos de S (Figura 17), e em um segundo momento, os agentes de um dos lados de S começam a convergir para somente um dos pólos de S (Figura 18). Por fim, após 400 passos de simulação todos os agentes são levados, por meio das influências que recebem, a assumir ou um ou outro pólo de S (Figura 19).

O fenômeno observado se dá devido a equação que calcula a força social dos agentes, assumindo que um agente tenta atrair os outros para o pólo da opinião em que ele se encontra (maior ou menor que 0.5).

Vale notar que os parâmetros de entrada desse primeiro teste são equilibrados, portanto, as variáveis dos agentes com $S > 0.5$ tendem a ser iguais para os agentes com $S < 0.5$. O estado observado na Figura 17 é esperado somente em casos onde haja, pelo menos em algum momento, um estado de equilíbrio para os parâmetros entre $G1$ e $G2$.

Para verificar essa condição, um segundo cenário foi criado utilizando uma distribuição normal com diferentes parâmetros de média e desvio para os parâmetros de dois conjuntos de agentes ($G1$ e $G2$). O objetivo deste teste é verificar se em um caso de desequilíbrio entre dois grupos de agentes com opiniões diferentes a bipolarização dos agentes não se forma. Esse re-

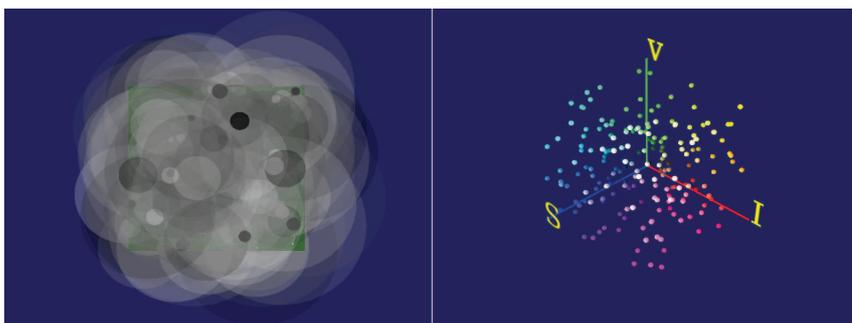


Figura 16: Estado inicial da simulação. Parâmetros de S , I e V foram gerados através de uma distribuição uniforme.

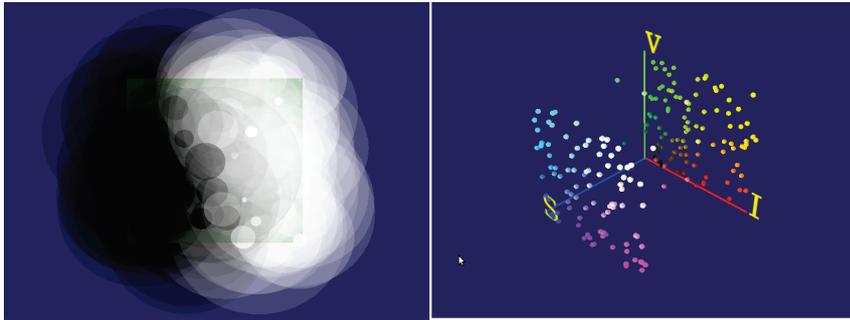


Figura 17: Tempo da simulação = 100. Emergência de um do cenário dicotômico onde agentes são divididos entre uma e outra opinião.

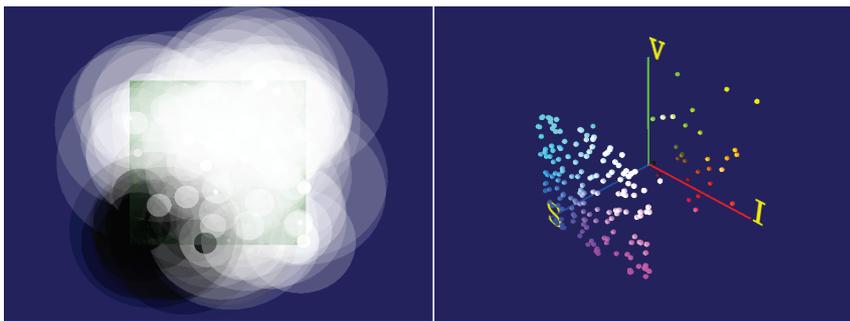


Figura 18: Tempo da simulação = 300. Nota-se a predominância de agentes com $S > 0,5$.

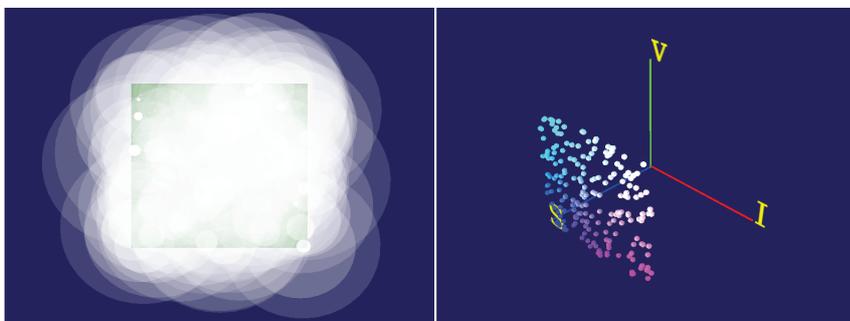


Figura 19: Tempo da simulação = 400. Convergência total dos agentes para o pólo $S = 0$.

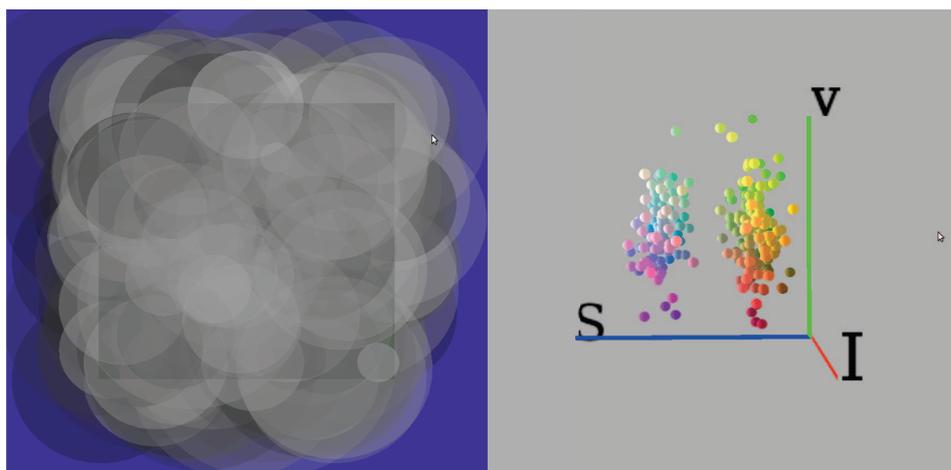


Figura 20: Tempo da simulação = 0. Dois grupos distintos foram adicionados utilizando duas distribuições para a geração do S com diferentes médias. Grupo $G1$ possui maioria dos agentes com $S > 0.5$ e $G2$ com a maioria dos agentes com $S < 0.5$

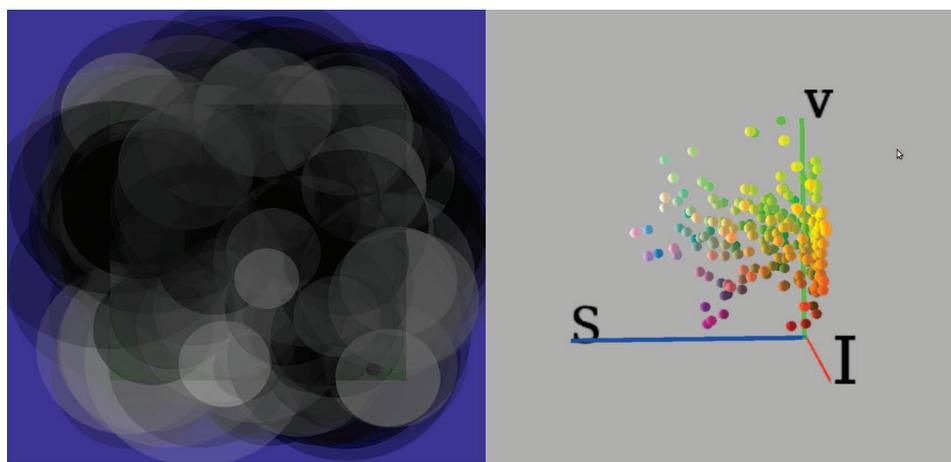


Figura 21: Tempo da simulação = 100. Nota-se um deslocamento do S dos agentes em direção a 0

sultado é esperado pois imagina-se que o grupo em desvantagem não terá força social suficiente para atrair agentes para para o extremo de sua opinião.

Para criar um cenário com esse desequilíbrio, foi definido , para o gerar o atributo S dos agentes de $G1$, uma distribuição normal com média = 0,6 e desvio = 0,1. Já para o $G2$, a média da distribuição que gera o atributo S é de 0,25, e desvio = 0,1. Para gerar os parâmetro I e V , tanto de $G1$ como de $G2$, foi utilizada uma distribuição normal com média = 0,5 e desvio = 0,15. Dessa maneira, na média, $G1$ possui agentes menos certos de suas opiniões que $G2$. O estado inicial do sistema pode ser observado na Figura 20.

Após 50 passos de simulação, observa-se na Figura 21 um deslocamento de partículas em direção a $S = 0$, e nenhum deslocamento aparente em direção a $S = 1$. Isso se dá devido ao fato de que agentes com $S > 0.5$ possuem a resultante F menor que os agentes com $S < 0.5$. A cada passo da simulação, com cada vez mais agentes a favor da opinião $S < 0.5$, a possibilidade de partículas se deslocarem para $S = 1$ é menor, produzindo um efeito cascata.

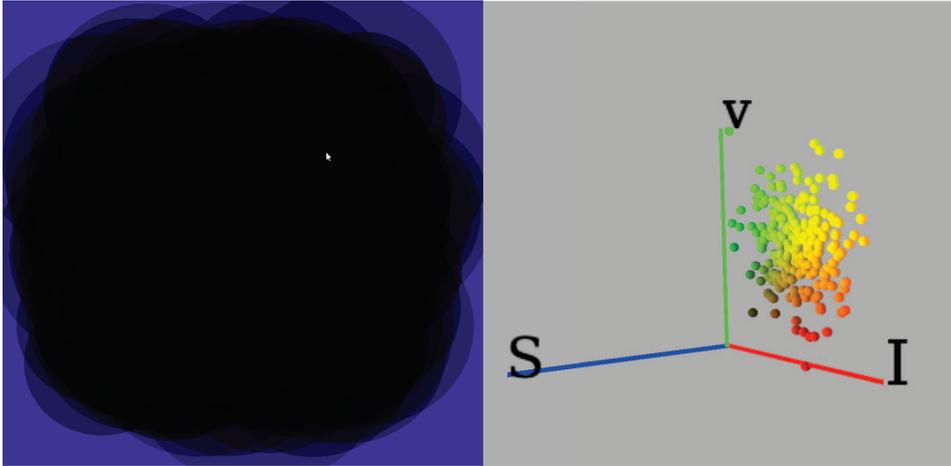


Figura 22: Tempo da simulação = 125. Convergência total do S dos agentes para 0.

Por fim, na Figura 22 pode-se observar a convergência total dos agentes no tempo = 125.

Essa última análise demonstra que cenários onde há um desequilíbrio entre os parâmetros de $G1$ e $G2$ levam a uma convergência mais rápida para um dos pólos de S . Em outras palavras o tempo de convergência diminuiu graças a falta de competitividade de um dos grupos.

Esses dois casos exibidos mostram um mesmo resultado final, onde todos os agentes convergem para um dos pólos de S (ou 0 ou 1). Esse resultado é obtido para qualquer simulação, com quaisquer parâmetros utilizados, ilustrando portanto o comportamento dicotômico típico do sistema. A diferença entre uma e outra simulação está no tempo e pólo de convergência dos agentes. Onde se espera tempos de convergência maiores para cenários onde há maior equilíbrio entre os agentes de $S < 0.5$ e $S > 0.5$.

5.2 Efeito de I no Tempo de Convergência do Sistema

Como dito anteriormente, o resultado da interação entre dois agentes é determinada pela força social que os indivíduos envolvidos produzem. Essa força F é proporcional a I e S desses agentes. Em outras palavras, mudanças mais significativas da opinião de um indivíduo qualquer, são obtidas através de interações com agentes mais influentes ou de opinião mais extrema. A frequência com que essa força é aplicada, depende exclusivamente da área de influência dos agentes. Ou seja, quanto maior a abrangência dos agentes no cenário, maior será o número de interações entre eles. Através dessa afirmação, podemos pressupor que o aumento de influência, independente do equilíbrio entre os grupos, gera tempos de convergência final menores, mesmo para cenários onde agentes com $S > 0.5$ e $S < 0.5$ possuam equivalência de parâmetros.

Para comprovar essa afirmação, foram feitos diferentes testes gerando o I dos agentes de acordo com uma distribuição normal. É variada a média e desvio dessas distribuições para gerar valores maiores e menores de I . Além disso, para todos os testes citados nesta sessão, as outras variáveis dos agentes (V e S) serão geradas através de uma distribuição uniforme. O número total de agentes no sistema foi fixado em 200.

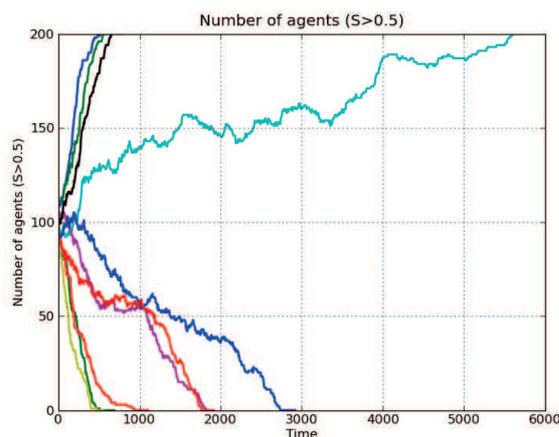


Figura 23: Dez simulações feitas utilizando média = 0.2 e desvio = 0.1 para distribuição normal da influência dos agentes

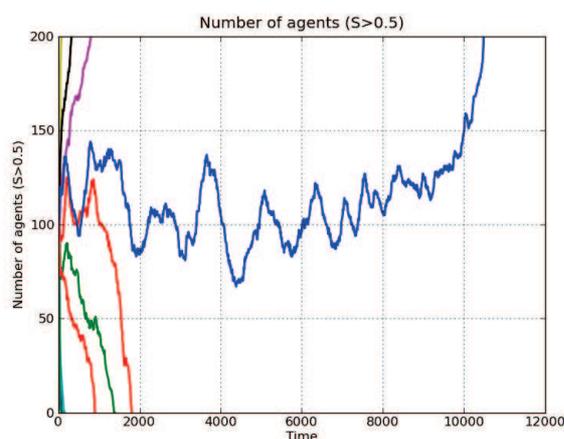


Figura 24: Dez simulações feitas utilizando média = 0.5 e desvio = 0.1 para distribuição normal da influência dos agentes

No primeiro caso, foi utilizada uma média = 0.2 e desvio = 0.1 como parâmetros de uma distribuição normal. Na Figura 23 pode-se observar a quantidade de iterações (tempos de simulação) até a convergência final dos agentes em um dos pólos. São exibidos neste gráfico somente a quantidade de agentes de uma opinião ($S > 0.5$).

Num segundo momento, a média da distribuição normal que gera os valores de I foi alterada para 0.5, aumentando a quantidade de influência dos agentes. Os resultados podem ser visualizados na Figura 24

Os resultados da terceira sequência de testes podem ser observado na Figura 25. Nesse caso, a média da distribuição normal que gera os valores de I foi elevada para 0.7.

É possível concluir, através desses testes, que a quantidade de influência atribuída aos agentes, está fortemente relacionada ao grau de convergência do sistema. Enquanto utilizando uma média baixa de influência, as simulações demoraram em média 3000 iterações para convergir totalmente, sendo que o tempo de um desses testes chegou a 5500 iterações. Já no segundo caso,

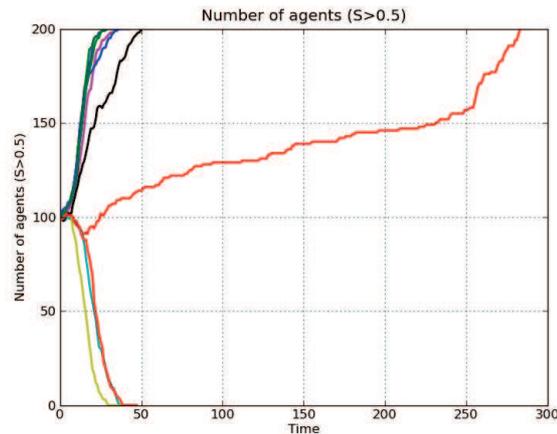


Figura 25: Dez simulações feitas utilizando média = 0.7 e desvio = 0.1 para distribuição normal da influência dos agentes

onde a média de influência foi maior, somente uma das simulações passou de 2000 interações, e em 80 por cento dos casos a convergência foi atingida em até 1000 iterações. No último conjunto de simulações, com a média de influência igual a 0.7, a convergência mais demorada para um dos pólos não passou de 300 passos de simulação. Desse modo, é possível afirmar que a quantidade de agentes influentes no sistema é diretamente proporcional à velocidade com que o sistema converge. Isso se dá pois a quantidade de interações entre indivíduos é muito maior. O aumento de interações entre os indivíduos funciona, nesse modelo, como um catalisador social, onde a opinião da população se forma de maneira mais rápida em um dos pólos.

5.3 Análise do Papel dos Parâmetros N , S , I e V na Convergência do Sistema

Com o objetivo de validar suposições feitas anteriormente e verificar o papel dos parâmetros na convergência do sistema, foram feitos testes com dois grupos distintos em opinião. Definiu-se $G1$ para o grupo com $S < 0.5$, e $G2$ para o oposto. Ainda, para $G2$ foram fixados os seguintes parâmetros para todas simulações:

- $N = 100$;
- $S = 0.75$;
- $I = 0.5$;
- $V = 0.5$;

A simulação foi executada 400 vezes para cada conjunto de parâmetros analisados, variando os parâmetros do $G1$ com o objetivo de obter o tempo e o pólo ($S = 0$ ou $S = 1$) de convergência para diferentes valores das variáveis de $G1$ e $G2$. Os testes foram divididos em partes diferentes com o objetivo de estudar a relação entre conjuntos diferentes de parâmetros. No primeiro

conjunto de testes o objetivo é analisar o tempo e o pólo de convergência para diferentes valores, para o número de agentes ($\frac{N_{G1}}{N_{G2}}$) e extremismo ($\frac{S_{G1}}{S_{G2}}$).

Essas análises permitem uma conclusão mais precisa sobre o papel dos parâmetros de entrada na polarização ou na convergência total do sistema (observada como resultante genérica do sistema). Além disso pode ser útil para verificar qual combinação de parâmetros gera cenários mais equilibrados.

5.3.1 Papel de N e S no Tempo de Convergência

O objetivo desse teste é estabelecer, para diferentes parâmetros de entrada de N e S , para dois grupos antagônicos, o comportamento do sistema em relação ao tempo e pólo de convergência. Para isso, estabelece-se 20 diferentes relações entre as das variáveis dos dois grupos. Por exemplo, uma relação de N seria utilizar 10 agentes para $G1$ e 100 agentes para $G2$, outra seria utilizar 20 agentes para $G1$ e 20 agentes para $G2$ e assim por diante. Para cada relação de N obtem-se um ponto de relação denotado por rN , assim como para cada relação de S obtem-se um ponto denotado por rS . Para obter esse ponto, dividimos o valor de entrada de $G1$ pelo valor de entrada de $G2$, ou seja $rN = \frac{N_{G1}}{N_{G2}}$ e $rS = \frac{S_{G1}}{S_{G2}}$. Assim, foram definidos 20 valores de rN e 20 de rS que vão de 0.1 a 2. Como dito anteriormente, já que o valor N_{G2} é fixado em 100, o valor $rN = 0.1$ representa o valor de entrada de $N_{G1} = 10$. Assim como o valor $rN = 2$ representa o valor de entrada de $N_{G1} = 200$. No caso de rS , precisamos transformar os valores de S_{G1} e S_{G2} para que os dois estejam do mesmo lado de S . Caso contrário, a relação de extremismo não seria verdadeira, já que valores de S_{G1} e S_{G2} equivalentes seriam 0.25 e 0.75 respectivamente. Por isso, rS foi definido como $\frac{S_{G1}}{1-S_{G2}}$. Assim, a medida que o rS aumenta, estaríamos aumentando o extremismo de $G1$. Dessa maneira, é possível plotar um gráfico bidimensional, onde no eixo x se tem diferentes relações de entrada para N (valores de rN) e no eixo y tem-se diferentes relações de entrada para S (valores de rS).

Portanto, cada ponto desse gráfico bidimensional representa uma execução da simulação utilizando diferentes valores de N e S para $G1$ e $G2$. Continuando, são executadas portanto 400 simulações (todas as combinações de rN e rS definidas) onde as saídas de cada uma são o tempo e pólo de convergência.

Para cada ponto (rN , rS) do gráfico atribui-se um valor em um terceiro eixo z . Esse valor é obtido através da equação $\frac{1}{t}$ onde t é o tempo de convergência (Figura 26). Portanto, valores de z próximos a 0 representam situações onde a convergência demorou mais para acontecer. Além disso, com o objetivo de diferenciar convergências de um ou outro pólo, o valor de z é multiplicado por -1 caso a convergência tenha sido para $S = 0$.

Através desse método, é obtida uma superfície, ou malha formada por pontos onde os valores x , y , z representam respectivamente a relação entre os parâmetros de entrada N , a relação entre os parâmetros de entrada S , e o tempo e pólo de convergência. Essa metodologia é utilizada para analisar as relações rI e rV exibidas posteriormente.

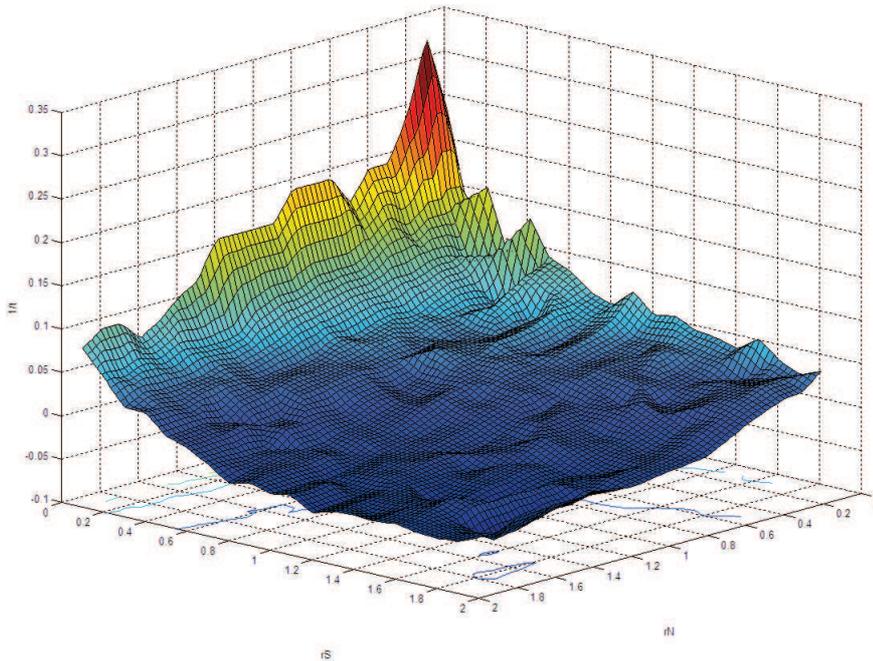


Figura 26: Superfície resultante das múltiplas execuções da simulação para diferentes valores de entrada de N e S para dois grupos antagônicos.

Para uma melhor visualização dos pontos de equilíbrio da superfície, foi plotado em um gráfico bidimensional contendo os níveis de z dos pontos contidos na superfície (Figura 27).

Primeiramente, é possível observar que uma linha que corresponde aos pontos da superfície onde $z = 0$. Essa linha é formada pelos pontos (rN, rS) em que houve maior equilíbrio no sistema. A primeira conclusão que podemos tirar é que o caso onde $rN = rS = 1$, obtem-se um valor de z próximo a 0, indicando que uma igual distribuição de valores de N e S geram um cenário equilibrado. Outra análise possível, é sobre os pontos mínimos de rN e rS para a convergência em $S = 0$. Ou seja, qual foi o situação onde $G1$ precisou de menos agentes, ou menos opinião extremista para vencer. No caso de rN , é possível observar que o menor valor de rN com $z < 0$ está em aproximadamente em $(0.6, 2)$. Isso indica que, considerando que $G1$ possua o dobro de extremismo de $G2$, o rN mínimo para que ele vença é 0,6, em outras palavras, $G1$ precisa possuir N igual a 60% do valor de N_{G2} . Verificando o ponto mínimo de rS onde z é negativo, obtemos aproximadamente o mesmo valor 0.6. Ou seja, considerando cenários onde $G1$ possui o dobro de agentes que $G2$, o mínimo de extremismo necessário para $G1$ vencer é de 60% por cento do extremismo de $G2$. Dessa forma, podemos dizer que, as variáveis de entrada N e S possuem praticamente o mesmo papel na convergência final do sistema. Onde o peso dessas duas variáveis, distribuídas na mesma proporção, geram cenários de equilibrados.

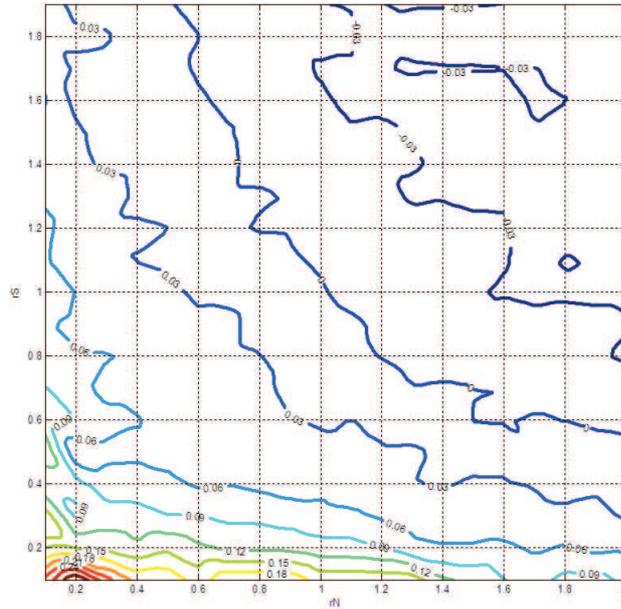


Figura 27: Gráfico bidimensional dos níveis de z da superfície observada na Figura 26.

5.3.2 Papel de N e I no Tempo de Convergência

Para essa análise foi utilizada a mesma metodologia descrita na análise anterior. Portanto, neste caso, são geradas as relações $rN = \frac{N_{G1}}{N_{G2}}$ e $rI = \frac{I_{G1}}{I_{G2}}$. Os parâmetros S , V são definidos de forma equivalente para os dois grupos, lembrando que para extremismos equivalentes são estabelecidos $S_{G1} = 0.25$ e $S_{G2} = 0.75$. Assim, são obtidos como saída das 400 simulações para diferentes valores de entrada para I e N , a superfície (Figura 28) e o gráfico bidimensional (Figura 29) representado diferentes tempos e pólos de convergência.

Assim como na análise anterior verificamos que o ponto (1,1) possui z muito próximo a 0, validando, dessa forma, a cenário onde a igual distribuição das variáveis I e N gera um cenário de equilíbrio. Porém, nesta análise, ao verificar os valores mínimos de rI e rN onde z é negativo, obtém-se diferentes valores. Para rI , esse valor é aproximadamente 0.8, enquanto para rN é aproximadamente 0.2. Em outras palavras, em situações onde N_{G1} é o dobro de N_{G2} , $G1$ precisa possuir no mínimo 80% da influência de $G2$. Já em situações onde $G1$ possui o dobro de influência de $G2$ o número mínimo de agentes para que $G1$ vença é de apenas 20% do número de agentes de $G1$. Pode-se concluir, através dessa análise que o parâmetro I possui um papel mais importante que N no tempo e pólo de convergência. Além disso, é possível notar na Figura 29 que para $rN = 0.2$, existe uma linha de valores $z = 0.03$ que se estende por todo o eixo rI . Supõe-se então que exista um limiar de número de agentes, onde abaixo deste valor, I passa a não ter mais influência no tempo e pólo de convergência.

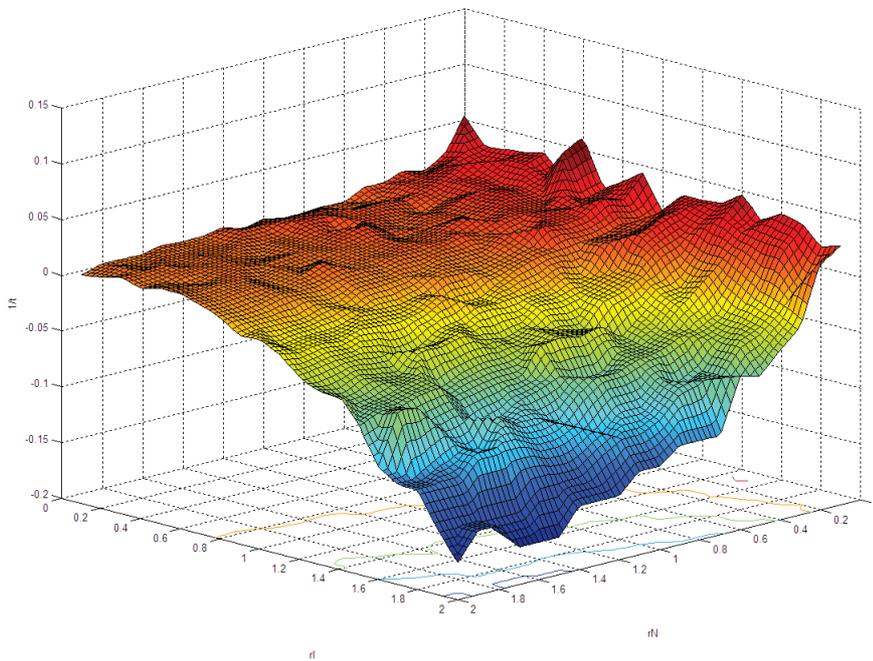


Figura 28: Superfície resultante das múltiplas execuções da simulação para diferentes valores de entrada de N e I para dois grupos antagonísticos.

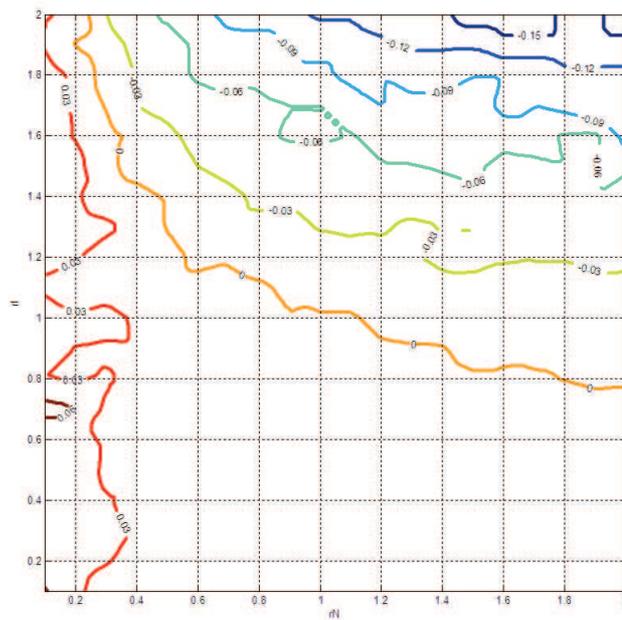


Figura 29: Gráfico bidimensional dos níveis de z da superfície observada na Figura 28.

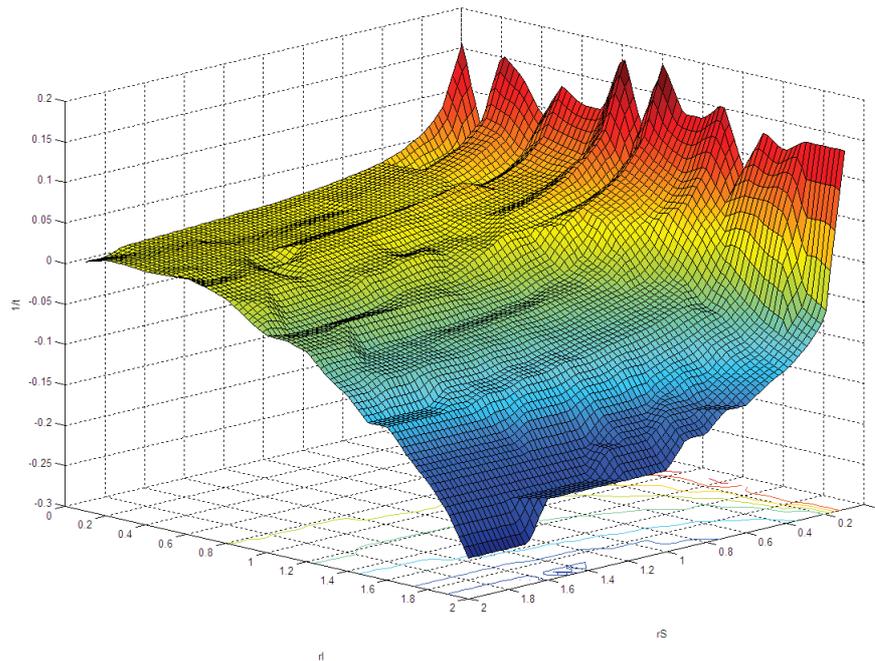


Figura 30: Superfície resultante das múltiplas execuções da simulação para diferentes valores de entrada de S e I para dois grupos antagônicos.

5.3.3 Papel de S e I no Tempo de Convergência

Utilizando a mesma metodologia, foram geradas as relações rS e rI . A superfície gerada após as 400 simulações pode ser observada na Figura 30 e o gráfico com os níveis do eixo z podem ser vistas na Figura 31. Assim como a última análise é possível verificar que os valores mínimos para as relações analisadas onde z é negativo não são iguais. O valor mínimo de rS com z negativo é igual a aproximadamente 0.2, enquanto o valor mínimo de rI para z negativo é aproximadamente 0.8. Os mesmos obtidos na última análise. Assim, é possível afirmar que I possui uma influência maior na convergência dos agentes, também comparado ao S . Além disso, na Figura 31 nota-se que valores baixos de rS possuem níveis de z que produzem linhas quase paralelas ao eixo rI . Desse forma conclui-se que há também um limiar para S , e que, abaixo de um certo valor de extremismo, I não possui influência na convergência final do sistema.

5.3.4 Papel de V no Tempo de Convergência

Esta última análise descreve os resultados da relação entre V e os outros parâmetros utilizados como entrada (I , N , S). Os resultados dessas comparações entre rS e rV podem ser observados na Figura 32, a comparação entre rI e rV pode ser observada na Figura 33, já a comparação entre rN e rV pode ser obtida através da Figura 34.

É possível notar que nos três gráficos obtidos a linha que representa os valores de $z = 0$ é

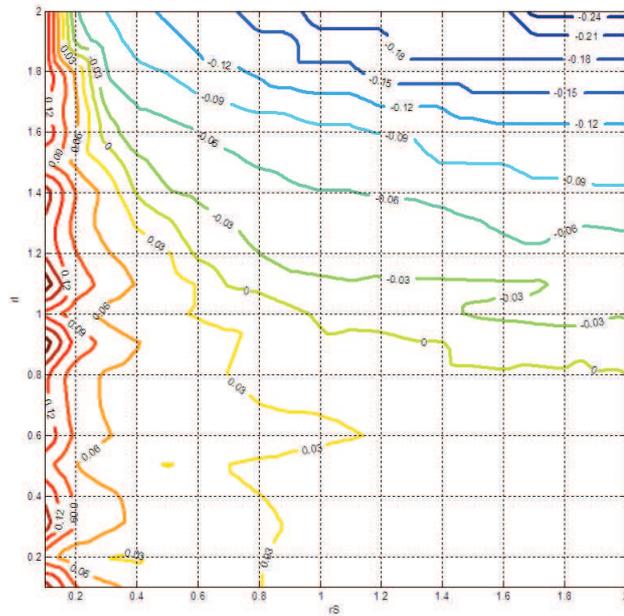


Figura 31: Gráfico bidimensional dos níveis de z da superfície observada na Figura 30.

paralela ao eixo rV . Dessa forma concluí-se que em nenhum dos resultados obtidos V possui um peso sobre as outras variáveis. Fazendo a mesma análise das outras comparações feitas, os valores mínimos de rV para a convergência em $S = 0$ é sempre 0.5, mostrando assim, que em nenhum dos casos GI depende de mais ou menos valores de V para vencer. Se conclui portanto, que V não possui nenhuma influência ou peso no convergência do sistema comparado com os outros parâmetros de entrada.

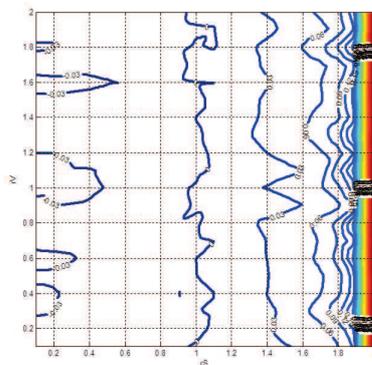


Figura 32: Superfície resultante das múltiplas execuções da simulação para diferentes valores de entrada de S e V para dois grupos antagônicos.

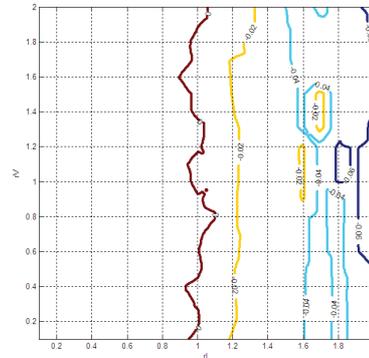


Figura 33: Superfície resultante das múltiplas execuções da simulação para diferentes valores de entrada de I e V para dois grupos antagonísticos.

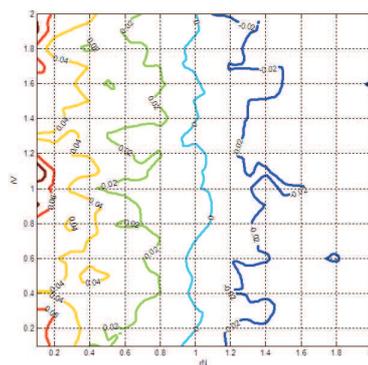


Figura 34: Superfície resultante das múltiplas execuções da simulação para diferentes valores de entrada de N e V para dois grupos antagonísticos.

6 CONCLUSÃO

O modelo proposto neste trabalho tem como objetivo simular o processo de formação de opinião na sociedade. Foi apresentado um modelo computacional baseado em agentes com regras que tentam representar a estrutura social simplificada onde duas opiniões antagônicas competem.

Considera-se o modelo válido para a representação desse cenário, pois ele contém de maneira simplificada as regras básicas contidas no processo de formação de opinião. Como citado anteriormente, o principal mecanismo, e essencial, desse processo pode ser sintetizado em um cenário líder-seguidor. O presente modelo busca explicitar, através de estruturas computacionais os elementos essenciais desse cenário, que são considerados neste trabalho como sendo a influência de um indivíduo sobre os outros do grupo, um grau de extremismo ou certeza em sua opinião e a sua mobilidade no ambiente social.

A utilização da abordagem multi-agente contribuiu para uma representação reduzida, porém satisfatória, da realidade social, já que reproduz as regras do cenário líder-seguidor citado explicitando estruturas pelas quais esse cenário se faz possível: o agente, a interação e o ambiente.

Além disso, é possível dizer que, as regras contidas no modelo permitem uma compreensão do mecanismo modelado. Foi verificado que a opinião de um indivíduo é o resultado das forças sociais que ele recebe, combinada a sua opinião atual. Portanto, buscou-se formalizar esse mecanismo através de uma equação que gera, para cada indivíduo uma força social F , que pode ser obtida através de sua influência (I) e seu extremismo (S'). Utilizou-se esses dois atributos para calcular F , pois acredita-se que indivíduos mais radicais, ou influentes exercem uma força social maior no resto da população. Assim, em razão de se simular um cenário antagônico, as forças são divididas entre positivas e negativas, representando forças a favor de uma ou outra opinião.

Outra formalização feita no modelo, foi a de que indivíduos possuem entre si proximidades físicas, psicológicas ou profissionais/funcionais. Acredita-se que esse atributo influencie na formação de opinião entre eles. Portanto, foi criado um atributo que corresponde a essa proximidade e é representado no modelo através de um círculo em volta de cada indivíduo. Dessa maneira, os indivíduos interagem mais frequentemente com outros indivíduos mais próximos a ele. Sendo o raio desse círculo proporcional a variável I de cada agente, agentes mais influentes interagem com uma quantidade maior de indivíduos.

Continuando, foram feitas análises para verificar o comportamento global/emergente do sistema. Na primeira análises, foi observado que em todos os casos acontece uma polarização dos agentes, em diferentes tempos de convergência, para uma ou outra opinião (Figura 35). Isto pode ser explicado pela lógica de atualização do S , que determina uma força social para cada agente modelado. Agentes sempre tentam influenciar outros a favor de suas opiniões, fazendo com que os influenciados se tornem mais extremistas. Através da observação da equação que atualiza a opinião dos agentes, esse comportamento não é óbvio, e pode ser observado pelo

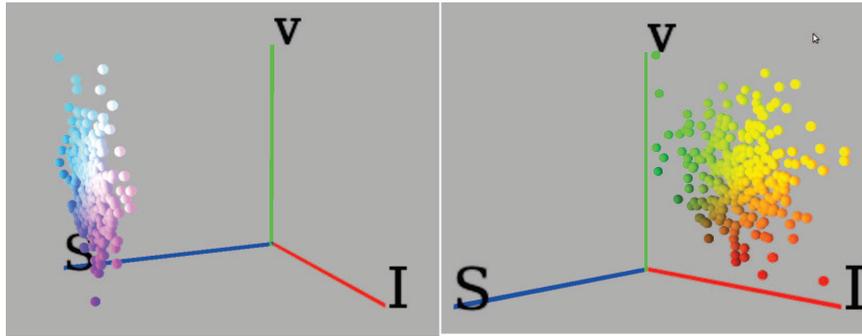


Figura 35: Polarização dos agentes para uma ou outra opinião.

módulo de visualização do sistema.

Outro resultado apresentado é que a quantidade de influência distribuída no sistema é inversamente proporcional a convergência do sistema para um dos pólos de opinião. Concluindo portanto, que agentes mais influentes causam uma formação de opinião mais rápida entre os indivíduos, atuando como um catalisador social.

Portanto, através da conclusão de que o sistema sempre converge, chegou-se a conclusão de que seria necessária uma análise mais detalhada sobre a influência de diferentes parâmetros de entrada no sistema observando o tempo e o pólo de convergência. Através dessa análise foi possível chegar as seguintes conclusões:

1. Os parâmetros N e S possuem o mesmo peso na convergência do sistema. Ou seja, poucos agentes radicais produzem o mesmo efeito de muitos agentes com baixo grau de radicalismo em um cenário de disputa entre duas opiniões.
2. A variável I possui um peso maior que os outros atributos. Foi demonstrado através das análises correlacionando I com as outras variáveis, que agentes muito influentes (alto grau de I) possuem uma vantagem maior do que agentes muito extremistas, ou agentes em grande quantidade. Isso pode ser explicado pelo uso de I na Equação 4.1 que determina a força social do agente além de ser utilizado também para determinar a quantidade de área de cenário a ser influenciado, e conseqüentemente, a quantidade de agentes influenciados.
3. O parâmetro V não possui nenhum efeito no resultado final da convergência. Comparado aos outros parâmetros, o resultado final depende somente das outras variáveis.
4. Sugere-se também que existam limites para o número de agentes e quantidade de extremismo no modelo. Os dados obtidos através das análises indicam que quando o valor desses parâmetros é muito pequeno, o resultado da convergência depende exclusivamente das variável I .

Uma análise mais profunda nos dados obtidos se faz necessária, já que foram analisados somente os casos de equilíbrio do sistema. Outras áreas do gráficos de correlação das variáveis,

além das áreas onde $z = 0$, podem ser analisadas podendo refletir tanto na estrutura do modelo, quanto nas formalizações criadas através das regras de atualização da opinião dos agentes.

Apesar do modelo não ter sido validado com dados quantitativos reais, podemos dizer que ele representa diversos casos encontrados na sociedade se tratando de formação de opinião. São cenários onde indivíduos são submetidos a uma escolha entre duas opiniões antagônicas, e agentes, ou grupos de agentes, mais influentes ou extremistas formam a opinião do resto da população com mais efetividade. Podemos citar por exemplo, a escalada ao poder do partido nazista (NSDAP), de 1920 a 1934, onde existiu um dos mais vastos programas de propaganda política da história. Mesmo sem ter programas econômicos e políticos bem definidos, o NSDAP conseguiu atrair milhões de alemães a adotarem a idéia do governo nacional-socialista, mesmo num cenário, onde no princípio a maioria era social-democrata, ou seja, de opinião contrária.

Pode-se afirmar que este fato ocorreu, em grande parte, graças ao líder do partido Adolf Hitler, que possuía brilhantes habilidades de retórica e demagogia. Diversos foram as ocasiões onde Hitler aumentou consideravelmente o percentual de votos nas eleições democráticas, que ainda existiam antes da tomada do poder, entre um mês e outro através de discursos, cartazes, debates entre outros. Além disso, houveram momentos dessa escalada ao poder, onde o afastamento do líder trouxe uma redução ou estagnação desse número de adeptos.

Abstraindo esse cenário, e fazendo uma analogia com os parâmetros utilizados para modelar a formação de opinião, podemos dizer que Hitler seria um agente altamente influente e extremista (devido as suas idéias radicais nacional-socialistas) do lado de S correspondente as idéias do NSDAP. Nessa mesma época, os sociais-democratas, pertencentes ao outro lado de S possuíam poucas figuras com tal influência e extremismo.

De 1920 a 1934, todos os partidos existentes na Alemanha se extinguíram, o que podemos considerar como a convergência total do sistema. Para se ter uma idéia, em 1920, NSDAP possuía cerca de 1000 filiados, e em 1934, o número passava de 2 milhões. A convergência foi tanta, que a inscrição de novos membros no partido foi proibida.

Não se pode atribuir a total responsabilidade para essa convergência, somente à influencia de Hitler e seus aliados, mas podemos dizer, com base nos dados históricos, que sem a figura do líder, essa polarização não teria acontecido de forma tão elevada entre o início da década de 20 até meados da década de 30. Esse pode ser considerado talvez, um caso clássica para a validação futura do modelo. Os dados históricos aqui citados foram obtidos através da referência (KERSHAW, 2010).

Outros casos reais, onde exista uma dicotomia clara da opinião em sociedades, podem ser investigados afim de formalizar outras regras sociais, como por exemplo a determinação de uma distribuição de I entre os agentes formando estruturas válidas para a representação de casos reais. Ou ainda, para a geração de regras de atualização para as variáveis I e V . Esse parece ser o caminho mais claro para uma continuação deste trabalho.

REFERÊNCIAS

- ALLEN, P. M., Cities and regions as self-organizing systems. Amsterdam: Gordon and Breach. 1997
- AXELROD, R., Advancing the Art of Simulation Sciences. In R. Conte, R Hegselmann, and P. Terna (Eds.), *Simulating Social Phenomena* (pp. 21-40). Berlin: Springer. 1997
- BARBARA, P. The use of models in sociology. *Physica A.*, 2003.
- BENENSON, I., ARONOVICH, S. NOAM, S. Let's talk objects: generic methodology for urban high-resolution simulation. *Computers, Environment and Urban Systems*, v.29, p. 425-453, 2005.
- BOND, A. H. and Gasser, L., *Readings in Distributed Artificial Intelligence*, Morgan Kaufmann, Los Altos, CA. 1988
- CEDERMAN, L. E., *Emergent actors in world politics: How states and nations develop and dissolve*. Princeton, NJ: Princeton University Press
- CHATTERJEE, S., and Seneta, E. Towards Consensus: Some Convergence Theorems on Repeated Averaging, *Journal of Applied Probability*, Vol. 14, No. 1, pp. 89-97, 1977
- CONRADT, I., Roper, T. J., Group Decision-Making in Animals. *Nature*, Vol. 421, p. 155-158, 2003
- CONTE, R., Hegselmann, R. and Terna, P., *Simulating Social Phenomena*. Springer-Verlag, Berlin, 1997
- CORNING, P. A., The re-emergence of “emergence”: A venerable concept in search of a theory. *Complexity*, 7(6):18–30, 2002.
- COX, B.J., *Object oriented programming*. Addison-Wesley, Reading, MA. 2008
- DEFFUANT, G., Comparing extremism propagation patterns in continuous opinion models . *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 9(3), 2006
- DEFFUANT, G., Amblard, F., and Weisbuch, G. How can extremism prevail ? A study based on the relative agreement interaction models . *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 5(4), 2002
- DEMARZO, P., Vayanos, D. and Zwiebel, J., Persuasion bias, social influence and uni-dimensional opinions, Working paper, Stanford Business School, 2001.
- EPSTEIN, J. M. and Axtell, R., *Growing Artificial Societies - Social Science from the Bottom Up*. MIT Press, Cambridge, MA. 1996

- FORRESTER, J. W., *World Dynamics*. Cambridge: MIT Press. 1971
- FRIEDKIN, N. E., and Johnsen, E. C. 1990. Social influence and opinions. *Journal of Mathematical Sociology*, 15: 193–20,. 1990.
- GALAM, S. Rational Group Decision Making: a random field Ising model at $T=0$. *Physica A*, 238, 66-80, 1987
- GILBERT, N., Pyka, A. and Ahrweiler, P. (2001). Innovation networks: a simulation approach. *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 2001.
- GILBERT, N., Pyka, A. and Ahrweiler, P., Innovation networks: A simulation approach. *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 4(3). 2001
- GILBERT, N., Troitzsch, K. G., *Simulation for Social Scientists*. Buckingham: Open Press University 2005.
- GILBERT, N., *Agent-Based Simulations, Series: Quantitative Applications in the Social Science*, Nbr. 153., Sage Publications Inc., 2008
- GIMBLETT, H. R. *Integrating Geographic Information Systems and Agent-Based Modelling Techniques*. New York: Oxford University Press, 2002.
- HEGSELMANN, R. and KRAUSE, U. Opinion Dynamics and Bounded Confidence Models, Analysis and Simulation. *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 2002
- HUHNS, M., and Singh, M. P., *Readings in Agents*. Morgan Kaufmann, San Mateo, CA. 1998
- KERSHAW, Hitler: A Biography, W. W. Norton and Company, p.139-236, 2010
- JANSSEN, M., and Jager, W., An integrated approach to simulating behavioral processes: A case of study of the 'lock-in' of consumption patterns. *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 2(2). 1999
- KRAUSE, U. 2000. A discrete nonlinear and non-autonomous model of consensus formation., *Communications in Difference Equations*. Amsterdam: Gordon and Breach, p.227-236, 2000
- KREBS, C. J.; HARPER, C.; ROW, D. *Empirical Test of Lotka-Volterra*. **New York**, 1985.
- KOLESAR, P., and Walker, W., A simulation model of police patrol operations. Technical Report, Rand Corporation, 1975
- LAGUNA, M.F., Abramson, G., Zanette, D. H., Vector opinion dynamics in a model for social influence, *Physica A*, Vol. 329,p. 459-472. 2003.
- LAUMAN, E. O., Galaskiewicz, J. and Marsden, P. V. , Community Structure as Interorganizational Linkages. *Annual Review of Sociology*, Vol. 4: 455-488, 1978

- LATANÉ, B., The psychology of social impact, *American Psychologist*, 36, 343-365, 1981.
- MAES, P.(1994) Agents that reduce work and information overflow. *Communications of the ACM*, 37:31-40. 1994
- MACCALLUM, R. C., Zhang, S., Preacher, K. J., Rudcker, D. D., On the Practice of Dichotomization of Quantitative Variables, *Psychological Methods*, Vol. 7, p. 19-40, 2002
- MACY, M.W.; WILLER, R. From factors to actors: Computational sociology and agent-based modeling. 2002.
- MARK, N., Beyond individual differences: social differentiation from first principles. *American Sociological Review*, 63 (1998), pp. 309–330. 1998
- MORETTI, S. Computer Simulation in Sociology. **Social Science Computer Review**, v. 20, n.1, p.43–57, 2002
- MURRAY, J. D. **Mathematical Biology**. New York, USA: Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 1989.
- NOWAK, R., Simulating the emergence of social order from individual behavior. N. Gilbert and J. Doran (eds.), *Simulating Societies: The computer simulation of social phenomena*, London: UCL Press. 1997
- OpenSceneGraph. <http://www.openscenegraph.com>, 2011.
- RASHOTTE L., “Social influence”, In Ritzer G. (eds.) *Blackwell Encyclopedia of Sociology*, 4426- 4429, 2007.
- SAKODA, J. M., The checkerboard model of social interaction. **Jornal of Mathematical Sociology**, p. 119–131, 1971.
- SAWYER, R. K. Social explanation and computational simulation. **Emergence in Sociology: Contemporary Philosophy of Mind and Some Implications for Sociological Theory**, Vol. 107(3), *American Journal of Sociology* 2001.
- SCHELLING, T.C., Dynamic models of segregation. *Journal of Mathematical Sociology*, 1:143-186., 1971.
- SCOTT, J., *Social network analysis* (2nd edition). London: Sage Publications
- SIMON, H.A., *The sciences of the artificial*. MIT Press. Cambridge, MA, London, 1996
- SOBKOWICZ, P., Modelling Opinion Formation with Physics Tools: Call for Closer Link with Reality, *Journal of Artificial Societies and Simulation*, vol. 12, nro.1-11. 2009.

SOLA, I. d., and Abelson, R. P., The simulacra project, *Simulation and Social Science: Readings*, pp. 70-81. 1962

TOFFOLI, T. and Margolus. N., *Cellular Automata Machines*. MIT Press, Cambridge, MA., 1987

VOLTERRA, V. Variations and fluctuations of a number of individuals in animal species living together. **Mem. Acad. Lincei.**, n. 2, p. 31–113, 1926.

WOLFRAM, S. *Theory and Applications of Cellular Automata*. World Scientific, (1986).

WOLFRAM, S. The Nature of Cellular Automata and a Simple Example. Disponível em: <<http://www.stephenwolfram.com/publications/articles/general/83-cellular/>> Acesso em: 3 de out. de 2011

WOOLDRIGE, M. and Jennings, N. R., Intelligent Agents, theory and practice. *Knowledge Engineering Review*, 10:115-152. 1995

WU, F. A linguist cellular automata simulation approach for sustainable land development in a fast growing region. *Computers, Environment and Urban Systems*, New York, v.20, p. 367-387. 1996.