

**DINÂMICA DE OPINIÕES EM
GRUPOS SOCIAIS SOB
RUÍDO ESTOCÁSTICO E
INTERAÇÃO POR
CONFIANÇA LIMITADA:
UMA ABORDAGEM
COMPUTACIONAL
INSPIRADA NO PROCESSO
DE WIENER E NO MODELO
DE DEFFUANT**

**OPINION DYNAMICS IN SOCIAL GROUPS UNDER STOCHASTIC NOISE AND
BOUNDED-CONFIDENCE INTERACTION: A COMPUTATIONAL APPROACH
INSPIRED BY THE WIENER PROCESS AND THE DEFFUANT MODEL**

Ciências Exatas e da Terra • 14/10/2026

REGISTRO DOI: [10.70773/revistatopicos/791957566](https://doi.org/10.70773/revistatopicos/791957566)

João Jardel Ribeiro dos Santos¹

Wagner Luiz Gonçalves da Silva²

Eduardo Carvalho de Moraes³

Jaime Luis Cardoso da Cruz Filho⁴

Plácido Alvino da Silva Neto⁵

Wilson Luna Machado Alencar⁶

RESUMO

Este trabalho analisa a dinâmica de formação e mudança de opiniões em grupos sociais por meio de um modelo computacional que combina perturbações aleatórias inspiradas no processo de Wiener com interações sociais de confiança limitada baseadas no modelo de Deffuant. As opiniões dos agentes são representadas por variáveis contínuas no intervalo $[0,1]$. Em um primeiro cenário, os agentes evoluem apenas sob a ação de ruído estocástico discreto. Em um segundo cenário, além do ruído, são permitidas interações entre pares de agentes quando a diferença entre suas opiniões é inferior a um limiar de tolerância ϵ . As simulações foram implementadas em Python, utilizando as bibliotecas NumPy e Matplotlib. Os resultados indicam que o ruído, quando considerado isoladamente, produz trajetórias irregulares e independentes, sem tendência sistemática à convergência. Por outro lado, a introdução da interação social favorece a formação de agrupamentos de opiniões e padrões compatíveis com consenso parcial e fragmentação. A comparação entre os dois cenários evidencia que a aleatoriedade amplia a variabilidade individual, enquanto a interação seletiva atua como mecanismo de organização coletiva.

Palavras-chave: sociofísica; dinâmica de opiniões; processo de Wiener; modelo de Deffuant; confiança limitada.

ABSTRACT

This paper analyzes opinion formation and change in social groups through a computational model that combines random perturbations inspired by the Wiener process with bounded-confidence social interactions based on the Deffuant model. Agents' opinions are represented by continuous variables in the interval $[0,1]$. In the first scenario, agents evolve only under discrete stochastic noise. In the second scenario, social interactions are added, allowing

pairs of agents to influence each other whenever the difference between their opinions is smaller than a tolerance threshold ϵ . Simulations were implemented in Python using NumPy and Matplotlib. The results indicate that stochastic noise alone generates irregular and independent trajectories without a systematic tendency toward convergence. In contrast, the inclusion of social interaction favors the emergence of opinion clusters and patterns compatible with partial consensus and fragmentation. The comparison between both scenarios shows that randomness increases individual variability, whereas selective interaction acts as a mechanism of collective organization.

Keywords: sociophysics; opinion dynamics; Wiener process; Deffuant model; bounded confidence.

1. INTRODUÇÃO

A dinâmica de formação de opiniões constitui um problema relevante para a compreensão de fenômenos coletivos como consenso, polarização, fragmentação e persistência de grupos com posições distintas. Em sociedades fortemente conectadas por redes digitais, indivíduos são expostos continuamente a informações, interações interpessoais e perturbações externas capazes de modificar seus posicionamentos ao longo do tempo.

A sociofísica oferece uma abordagem quantitativa para esse tipo de problema ao empregar métodos oriundos da física estatística e da teoria de sistemas complexos. Nesse contexto, indivíduos são representados por agentes dotados de variáveis de estado, enquanto regras de interação definem como essas variáveis evoluem. Modelos desse tipo têm sido utilizados para investigar

como comportamentos locais podem produzir padrões coletivos emergentes (Castellano; Fortunato; Loreto, 2009).

Entre os modelos contínuos de opinião, destaca-se o modelo de Deffuant et al. (2000), baseado no princípio de confiança limitada. Nessa abordagem, dois agentes apenas interagem quando suas opiniões são suficientemente próximas, condição controlada por um limiar de tolerância. Esse mecanismo permite representar situações em que indivíduos são mais suscetíveis à influência de posições consideradas aceitáveis ou compatíveis com suas próprias crenças.

Além das interações sociais, mudanças de opinião podem ser afetadas por fatores imprevisíveis. Tais efeitos podem ser representados por perturbações aleatórias inspiradas em processos estocásticos. Neste trabalho, considera-se uma dinâmica discreta inspirada no processo de Wiener, combinada posteriormente com interações do tipo Deffuant.

A formulação de modelos de opinião parte da hipótese de que fenômenos sociais macroscópicos podem emergir de regras locais relativamente simples. Nesse tipo de abordagem, consenso, coexistência de grupos e fragmentação não são impostos previamente ao sistema, mas surgem da sucessão de interações entre agentes. Essa perspectiva aproxima o estudo das opiniões de problemas tradicionais da física estatística, nos quais propriedades coletivas resultam da interação entre muitos elementos. A utilidade desses modelos está menos na reprodução literal de uma sociedade real e mais na identificação de mecanismos mínimos capazes de gerar padrões qualitativamente semelhantes aos observados em sistemas sociais complexos (Castellano; Fortunato; Loreto, 2009).

Em ambientes sociais contemporâneos, entretanto, a evolução das opiniões não decorre apenas de interações interpessoais. Notícias inesperadas, exposição a conteúdos digitais, mudanças de contexto e influências externas introduzem flutuações que podem deslocar temporariamente as posições individuais. A inclusão de um componente estocástico permite representar, de maneira abstrata, esse conjunto de perturbações não controladas. Quando combinado a uma regra de confiança limitada, o ruído passa a competir com um mecanismo de aproximação social: enquanto as flutuações tendem a aumentar a variabilidade individual, a interação entre opiniões próximas favorece a formação de estruturas coletivas.

O objetivo deste artigo é analisar comparativamente dois cenários computacionais: um sistema em que as opiniões evoluem apenas sob perturbações aleatórias e outro no qual essas perturbações coexistem com interações sociais de confiança limitada. Busca-se identificar como a introdução da influência social modifica a organização das opiniões ao longo do tempo.

2. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

2.1. Sociofísica e Dinâmica de Opiniões

A sociofísica aplica conceitos, métodos e ferramentas da física estatística ao estudo de fenômenos sociais, tratando indivíduos ou grupos como agentes que interagem segundo regras definidas. Nesse enquadramento, a opinião pode ser representada por uma variável de estado cuja evolução depende tanto das interações com outros agentes quanto de fatores externos. A literatura mostra que mesmo regras microscópicas simples podem produzir comportamentos macroscópicos distintos, como consenso,

polarização, formação de maiorias e persistência de minorias (Castellano; Fortunato; Loreto, 2009).

A modelagem baseada em agentes é particularmente útil porque permite acompanhar simultaneamente a trajetória individual e o comportamento coletivo. Em vez de assumir uma opinião média para toda a população, cada agente mantém seu próprio estado e responde às interações de acordo com regras locais. Essa característica torna possível investigar a emergência de agrupamentos, a estabilidade de posições divergentes e a sensibilidade do sistema a parâmetros de interação. Trabalhos aplicados à dinâmica de opiniões e a outros comportamentos sociais ilustram a utilidade dessa estratégia para explorar mecanismos de influência e persistência de estados coletivos (Alencar, 2024; Cruz Filho et al., 2024).

2.2. Modelos de Confiança Limitada

Nos modelos de confiança limitada, a influência entre indivíduos é seletiva: agentes com posições muito distantes não necessariamente modificam suas opiniões após um encontro. O modelo de Deffuant et al. (2000) formaliza essa ideia por meio de um limiar de confiança ϵ . Dois agentes selecionados podem interagir somente quando a distância entre suas opiniões é inferior a esse limiar. Assim, ϵ pode ser interpretado como uma medida de abertura à divergência ou de tolerância a opiniões distintas.

A regra produz consequências coletivas importantes. Para limiares menores, o espaço de opiniões tende a se dividir em regiões de interação relativamente isoladas, favorecendo a formação de múltiplos agrupamentos. Para limiares maiores, cresce o conjunto

de pares capazes de interagir, aumentando a conectividade efetiva do espaço de opiniões e, conseqüentemente, a possibilidade de aproximação entre parcelas maiores da população. O parâmetro μ , por sua vez, controla a intensidade da mudança produzida em cada encontro e define quanto da diferença entre as opiniões é absorvida durante a atualização.

Do ponto de vista social, a confiança limitada representa a hipótese de que indivíduos tendem a considerar mais persuasivas as posições percebidas como suficientemente próximas das suas. Essa ideia é compatível com ambientes de interação seletiva, nos quais a exposição a grupos semelhantes pode reforçar agrupamentos relativamente estáveis. Redes sociais digitais e mecanismos algorítmicos de seleção de conteúdo tornam particularmente relevante a investigação de regras desse tipo, ainda que o modelo utilizado neste trabalho permaneça intencionalmente abstrato (Recuero, 2009; Silveira, 2019).

2.3. Processo de Wiener e Representação de Flutuações Aleatórias

O processo de Wiener constitui uma referência clássica para a descrição matemática de movimentos aleatórios contínuos. Em sua forma ideal, os incrementos em intervalos não sobrepostos são independentes e apresentam variância proporcional ao intervalo de tempo. Essa propriedade faz do processo uma representação fundamental de difusão estocástica e fornece uma base conceitual para introduzir flutuações aleatórias em sistemas dinâmicos (Wiener, 1923).

Em modelos de opinião, um termo estocástico pode ser interpretado como a ação agregada de influências externas não explicitamente modeladas. Em vez de atribuir cada mudança a uma causa social específica, o ruído representa perturbações que deslocam as opiniões de forma imprevisível. É importante distinguir, contudo, o processo de Wiener contínuo de uma implementação computacional baseada em incrementos aleatórios discretos. Neste estudo, o processo de Wiener funciona como inspiração conceitual para a componente estocástica; a simulação utiliza perturbações discretas aplicadas a cada iteração, conforme descrito na metodologia.

A combinação entre confiança limitada e ruído permite, portanto, estudar a competição entre dois mecanismos qualitativamente distintos. A interação seletiva tende a reduzir diferenças locais e criar correlações entre agentes, enquanto a perturbação aleatória tende a afastar trajetórias e ampliar a variabilidade. A organização final do sistema depende do balanço entre essas tendências, o que motiva a comparação entre o cenário puramente estocástico e o cenário em que o ruído coexistente é submetido à regra de interação social.

2.4. Ruído, Ordem Coletiva e Fragmentação

A introdução de ruído em modelos de dinâmica de opiniões modifica de maneira importante a interpretação dos estados coletivos. Em um sistema determinístico de confiança limitada, a evolução decorre exclusivamente das interações permitidas pelo limiar de tolerância. Quando flutuações aleatórias são acrescentadas, cada agente passa a experimentar pequenas mudanças que não dependem diretamente do estado dos demais. Desse modo, a dinâmica deixa de ser governada apenas pela aproximação entre

opiniões e passa a refletir uma competição entre mecanismos de agregação e dispersão.

Essa competição pode ser compreendida em termos de duas tendências. A primeira é associada à interação social: quando dois agentes se encontram dentro da região de confiança, a atualização reduz a distância entre suas opiniões e favorece a formação de agrupamentos. A segunda é associada ao termo estocástico: perturbações independentes podem afastar temporariamente agentes que estavam próximos ou aproximar indivíduos que anteriormente se encontravam fora do intervalo de interação. O ruído, portanto, não atua apenas como elemento de desordem; ele também pode alterar a conectividade efetiva do espaço de opiniões e modificar as oportunidades de encontro entre agentes.

Em sistemas de confiança limitada, a fragmentação emerge porque grupos suficientemente separados deixam de interagir. A existência de um limiar ε divide dinamicamente o espaço de opiniões em regiões nas quais a influência é possível e regiões nas quais ela é bloqueada. Em termos macroscópicos, valores pequenos de ε tendem a restringir o conjunto de interações, enquanto valores maiores ampliam a possibilidade de aproximação entre agentes. A intensidade de convergência, por sua vez, é controlada por μ , que determina a fração da diferença entre opiniões incorporada a cada atualização.

A presença simultânea de ε , μ e de uma amplitude de ruído sugere a existência de diferentes regimes dinâmicos. Em um regime dominado pela interação, espera-se maior concentração das opiniões e menor dispersão. Em um regime dominado pelas flutuações, as trajetórias tendem a permanecer mais irregulares.

Entre esses extremos, podem ocorrer situações intermediárias em que agrupamentos se formam, dissolvem-se ou se reorganizam ao longo do tempo. Essa interpretação é particularmente útil para a análise de fenômenos sociais nos quais a influência interpessoal convive com informações externas, eventos inesperados e mudanças contextuais.

É importante observar que o modelo não pretende reproduzir integralmente a complexidade de processos sociais reais. Seu valor está na possibilidade de isolar mecanismos básicos e examinar suas consequências. A confiança limitada representa uma regra mínima de influência seletiva, enquanto o componente aleatório sintetiza perturbações não explicitadas. A combinação desses elementos permite construir um laboratório computacional no qual diferentes padrões coletivos podem ser interpretados em termos de regras microscópicas simples.

3. MODELO E METODOLOGIA

3.1. Representação das Opiniões

Cada indivíduo é representado por um agente i cuja opinião $x_i(t)$ assume valores contínuos no intervalo entre 0 e 1. Assim, para todo agente e instante de tempo, considera-se

$$x_i(t) \in [0, 1]. \quad (1)$$

Valores próximos de x_i representam opiniões semelhantes, enquanto valores mais distantes correspondem a maior divergência entre os agentes.

3.2. Componente Estocástico

O componente aleatório do modelo foi inspirado no processo de Wiener, utilizado para representar flutuações estocásticas. Em uma formulação contínua, esse tipo de contribuição pode ser expresso por

$$dx_i = \sigma dW_i(t), \quad (2)$$

em que $W_i(t)$ representa o processo estocástico associado ao agente i e σ caracteriza a intensidade das flutuações. Na implementação computacional adotada, a evolução foi descrita de forma discreta por incrementos aleatórios aplicados diretamente às opiniões:

$$x_i(t + \Delta t) = x_i(t) + \eta_i, \quad (3)$$

em que η_i representa uma pequena perturbação aleatória aplicada à opinião do agente em cada iteração.

3.3. Interação Social por Confiança Limitada

No segundo cenário, foi incorporada a interação social entre pares de agentes de acordo com o modelo de Deffuant. A interação ocorre apenas quando a diferença entre as opiniões satisfaz

$$|x_i - x_j| < \varepsilon, \quad (4)$$

em que ε é o limiar de tolerância. Nas simulações consideradas, adotou-se $\varepsilon = 0,2$. Satisfeita essa condição, a opinião do agente i é atualizada segundo

$$x_i' = x_i + \mu(x_j - x_i), \quad (5)$$

em que μ representa a intensidade da influência. No modelo utilizado, considerou-se $\mu = 0,5$.

3.4. Implementação Computacional

As simulações foram desenvolvidas em linguagem Python, com apoio das bibliotecas NumPy e Matplotlib. Foram considerados inicialmente 10 agentes, com opiniões contínuas definidas no intervalo $[0,1]$. Em cada iteração, os agentes recebiam perturbações aleatórias. No cenário com interação social, pares de agentes também podiam ajustar suas opiniões de acordo com a condição de confiança limitada.

Como exemplo da atualização estocástica, uma opinião inicial igual a 0,60 submetida a uma perturbação de $-0,008$ passa a assumir o valor 0,592. No cenário com interação, dois agentes com opiniões 0,592 e 0,492 apresentam diferença igual a 0,100. Como $0,100 < 0,20$, a interação é permitida.

A análise foi realizada a partir da evolução temporal das trajetórias das opiniões e da comparação dos padrões observados nos dois cenários.

A opção por 10 agentes tem caráter exploratório e permite visualizar individualmente as trajetórias, facilitando a comparação entre os mecanismos considerados. O estudo não pretende representar uma população social específica nem ajustar parâmetros a dados empíricos. Seu objetivo é isolar, em um sistema mínimo, os efeitos qualitativos de uma perturbação estocástica e de uma regra de aproximação por confiança limitada. Dessa forma, os resultados devem ser interpretados como comportamento do modelo

computacional e não como previsão direta de processos sociais reais.

Para preservar o domínio físico das opiniões, definido no intervalo $[0,1]$, qualquer implementação do termo aleatório deve estabelecer um tratamento para eventuais atualizações que ultrapassem esses limites. Tal escolha constitui parte da especificação do algoritmo e pode influenciar o comportamento próximo às fronteiras. Por essa razão, estudos futuros devem explicitar e comparar estratégias como truncamento, reflexão ou condições periódicas, bem como avaliar a robustez dos resultados diante dessas alternativas.

A reprodutibilidade também pode ser ampliada por meio do registro da semente aleatória, do número total de iterações, da distribuição utilizada para as perturbações e do procedimento de seleção dos pares. Esses elementos não alteram o objetivo qualitativo desta etapa, mas são importantes para a comparação estatística entre realizações e para futuras extensões do modelo.

3.5. Observáveis e Critérios de Análise

A comparação entre cenários pode ser realizada não apenas pela inspeção visual das trajetórias, mas também por meio de grandezas macroscópicas capazes de resumir o estado coletivo. Uma primeira medida é a opinião média do grupo, definida por $\bar{x}(t) = (1/N) \sum_i x_i(t)$. Essa quantidade informa a posição média do conjunto de agentes, embora, isoladamente, não seja suficiente para distinguir consenso de fragmentação, pois distribuições muito diferentes podem apresentar a mesma média.

Uma segunda medida é a variância das opiniões, $V(t) = (1/N) \sum_i [x_i(t) - \bar{x}(t)]^2$. Valores pequenos de $V(t)$ indicam maior concentração em

torno da média, enquanto valores elevados correspondem a maior dispersão. Em um estado de consenso ideal, no qual todos os agentes compartilham a mesma opinião, a variância tende a zero. Em estados fragmentados, a variância pode permanecer finita mesmo quando cada agrupamento interno apresenta elevada coesão.

Outra informação relevante é o número de agrupamentos finais. Para fins computacionais, um cluster pode ser definido por um critério de distância entre opiniões. Agentes cujas posições finais estejam separadas por menos que uma tolerância operacional podem ser associados ao mesmo agrupamento. O número de clusters, combinado com a variância, fornece uma descrição mais informativa do regime coletivo: um único cluster com baixa variância caracteriza consenso; poucos clusters bem separados representam consenso parcial; e muitos agrupamentos ou trajetórias persistentemente dispersas indicam fragmentação acentuada.

Em estudos futuros, essas grandezas podem ser calculadas para várias realizações independentes da mesma condição inicial e dos mesmos parâmetros. A utilização de médias sobre diferentes sementes aleatórias reduziria a dependência de uma trajetória específica e permitiria estimar dispersões estatísticas, intervalos de confiança ou barras de erro. Essa estratégia é especialmente importante em sistemas estocásticos, nos quais uma única realização pode não representar todo o conjunto de comportamentos possíveis.

No presente estudo, a análise permanece centrada nas trajetórias temporais e na comparação qualitativa entre os dois cenários considerados. A apresentação dos observáveis acima tem a função

de explicitar uma estrutura de análise quantitativa coerente com o modelo e indicar como a investigação pode ser ampliada sem alterar seus pressupostos básicos.

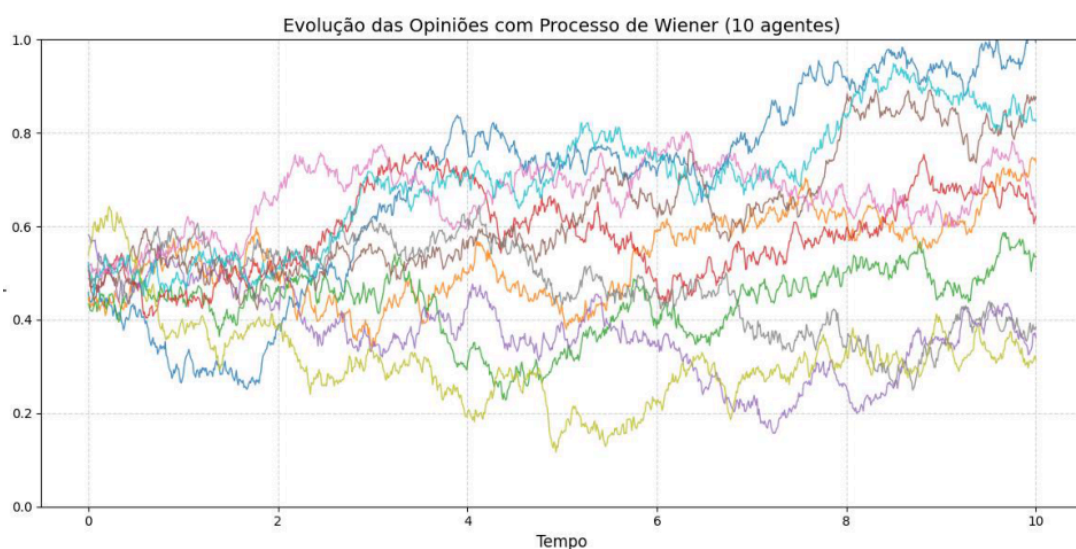
4. RESULTADOS E DISCUSSÃO

4.1. Evolução das Opiniões Sob Ruído Estocástico

No primeiro cenário, em que apenas perturbações aleatórias atuam sobre as opiniões, as trajetórias apresentaram comportamento irregular e independente. Ao longo das iterações, os agentes se deslocam no espaço de opiniões sem um mecanismo capaz de aproximá-los sistematicamente.

A Figura 1 mostra a evolução temporal das opiniões dos agentes sob ação exclusiva do termo aleatório. Observa-se ausência de convergência global e persistência de trajetórias distintas, evidenciando que a aleatoriedade isolada não produz, nesse cenário, organização coletiva.

Figura 1. Evolução temporal das opiniões sem interação social



Fonte: Dados da pesquisa.

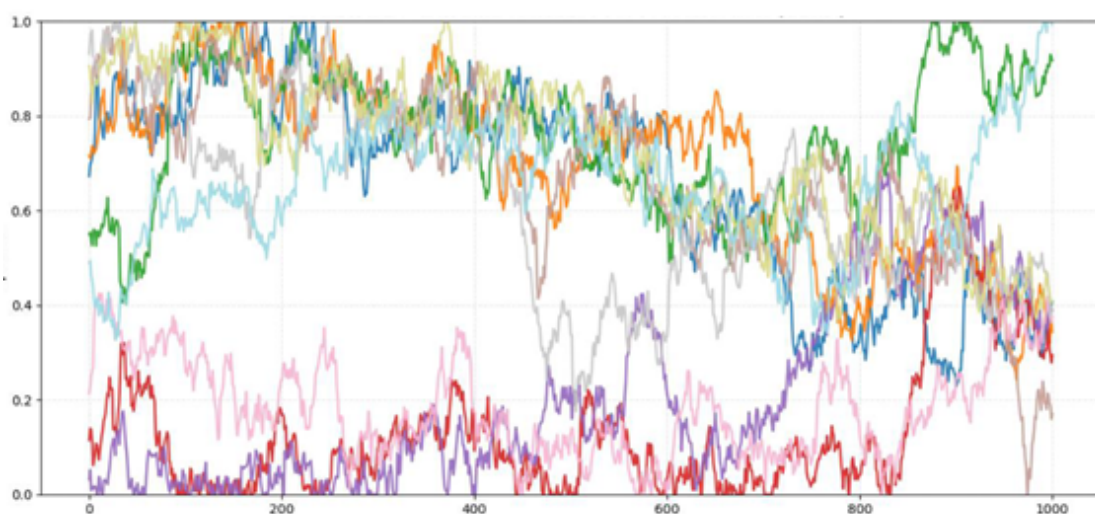
Esse comportamento é consistente com a interpretação de que perturbações independentes aumentam a variabilidade das opiniões, mas não estabelecem, por si mesmas, um mecanismo de sincronização entre os indivíduos.

4.2. Evolução das Opiniões com Interação Social

No segundo cenário, a incorporação da regra de confiança limitada altera qualitativamente a dinâmica. Quando dois agentes possuem opiniões suficientemente próximas, a interação provoca uma aproximação entre suas posições. A repetição desse mecanismo ao longo do tempo favorece o aparecimento de regiões com maior concentração de trajetórias.

A Figura 2 apresenta a evolução das opiniões para $\varepsilon = 0,2$. Diferentemente do caso puramente estocástico, observa-se a emergência de agrupamentos, indicando que a interação social atua como mecanismo de organização do sistema.

Figura 2. Evolução temporal das opiniões com interação social pelo modelo de Deffuant ($\varepsilon = 0,2$).



Fonte: Dados da pesquisa.

A formação de agrupamentos é característica de modelos de confiança limitada. Agentes pertencentes a uma mesma região do espaço de opiniões podem interagir repetidamente e aproximar-se, enquanto grupos separados por distâncias superiores ao limiar permanecem relativamente independentes. Dessa forma, o sistema pode apresentar estados de consenso parcial ou fragmentação.

A comparação entre as Figuras 1 e 2 evidencia funções distintas para os dois mecanismos estudados. O ruído aumenta a dispersão e introduz imprevisibilidade nas trajetórias individuais; a interação social, por sua vez, cria correlações entre os agentes e permite o surgimento de estruturas coletivas.

4.3. Competição Entre Ruído e Interação Social

A comparação dos dois cenários permite interpretar o comportamento do sistema como resultado da competição entre dispersão e organização. No cenário sem interação, cada agente responde apenas às suas próprias perturbações, de modo que não existe um termo capaz de reduzir sistematicamente a distância entre trajetórias. A diversidade de posições, portanto, decorre diretamente do histórico aleatório de cada indivíduo. No cenário com confiança limitada, a dinâmica passa a conter um mecanismo dissipativo local: quando duas opiniões estão dentro da faixa de tolerância, a atualização reduz sua diferença.

Essa distinção ajuda a compreender por que o ruído não deve ser interpretado apenas como um fator de desorganização absoluta. Em intensidades moderadas, flutuações podem deslocar agentes entre regiões do espaço de opiniões e modificar quais pares satisfazem a condição de confiança limitada. Consequentemente, o ruído

também pode alterar oportunidades de interação, romper agrupamentos transitórios ou aproximar agentes que antes se encontravam fora da faixa de influência. O efeito final depende, portanto, da escala das flutuações em relação ao limiar ε .

No caso apresentado, $\varepsilon = 0,2$ e $\mu = 0,5$ fixam uma dinâmica específica. O primeiro parâmetro determina quais diferenças são socialmente aceitáveis para a interação, enquanto o segundo determina o tamanho do deslocamento durante cada encontro. A escolha de $\mu = 0,5$ corresponde a uma influência intensa, na qual a atualização tende a aproximar fortemente os agentes selecionados. A análise de outros valores de ε e μ constitui uma extensão natural, pois permitiria investigar transições entre estados mais fragmentados e estados mais agregados.

4.3.1. Indicadores Quantitativos para Extensões do Modelo

Embora as Figuras 1 e 2 sejam suficientes para evidenciar qualitativamente a diferença entre os cenários, a caracterização pode ser fortalecida por medidas macroscópicas. Uma possibilidade é acompanhar a opinião média do sistema, definida por $\bar{x}(t) = (1/N) \sum_i x_i(t)$, juntamente com a variância $V(t) = (1/N) \sum_i [x_i(t) - \bar{x}(t)]^2$. Valores menores de $V(t)$ indicam maior concentração das opiniões, enquanto valores elevados correspondem a maior dispersão.

Outro indicador relevante é o número de agrupamentos de opinião ao final da simulação. A definição operacional de um cluster pode ser estabelecida por uma distância máxima entre opiniões pertencentes ao mesmo grupo. A variação desse número em função de ε permitiria quantificar a passagem de configurações fragmentadas para configurações com menos grupos. De forma

semelhante, a análise de várias realizações independentes possibilitaria estimar médias e dispersões dos observáveis, reduzindo a dependência de uma única trajetória estocástica.

4.4. Interpretação dos Parâmetros e Regimes Possíveis

Os resultados apresentados correspondem a uma escolha específica de parâmetros, com $\varepsilon = 0,2$ e $\mu = 0,5$. Essa configuração deve ser entendida como um ponto particular de um espaço paramétrico mais amplo. O limiar ε define a extensão da vizinhança de confiança: quanto menor esse valor, mais seletivas são as interações e maior a probabilidade de coexistência de grupos que não se influenciam mutuamente. Por outro lado, o aumento de ε amplia a conectividade efetiva do sistema e pode favorecer trajetórias de convergência mais abrangentes.

O parâmetro μ determina a intensidade da aproximação produzida em cada encontro. Para $\mu = 0,5$, a atualização é relativamente forte, pois o agente incorpora metade da diferença em relação à opinião do interlocutor. Valores menores produziram mudanças mais graduais, exigindo maior número de interações para gerar aproximação semelhante. Assim, ε controla principalmente quem pode interagir, enquanto μ controla quanto cada encontro modifica a opinião.

A intensidade das perturbações aleatórias constitui um terceiro eixo fundamental. Em um limite de ruído muito baixo, a dinâmica tende a se aproximar do modelo determinístico de confiança limitada. À medida que a amplitude das flutuações aumenta, trajetórias podem atravessar regiões do espaço de opiniões e alterar o conjunto de pares elegíveis para interação. Se o ruído se tornar suficientemente

forte, a tendência agregadora das interações pode ser compensada pela dispersão contínua, dificultando a estabilização dos agrupamentos.

Essa leitura permite formular uma interpretação de regimes sem atribuir ao presente conjunto de simulações resultados que não foram calculados. O cenário estudado indica que a interação seletiva é capaz de produzir organização coletiva mesmo na presença de perturbações. Entretanto, a localização precisa das fronteiras entre consenso, fragmentação e regimes fortemente ruidosos depende de uma exploração sistemática dos parâmetros. Essa exploração pode ser realizada por diagramas de fase construídos, por exemplo, no plano (ϵ, σ) , utilizando como observáveis a variância estacionária e o número médio de clusters.

Do ponto de vista sociofísico, tal abordagem é relevante porque permite distinguir mecanismos que, em dados observacionais, podem produzir efeitos semelhantes. Um grupo altamente disperso pode resultar tanto de baixa tolerância quanto de ruído intenso; já a presença de poucos agrupamentos persistentes pode indicar interação local eficiente, porém insuficiente para promover consenso global. A análise paramétrica, portanto, amplia a capacidade interpretativa do modelo e fornece hipóteses que podem ser confrontadas com sistemas sociais mais complexos.

4.5. Limitações do Modelo

O modelo analisado é simplificado e foi desenvolvido com número reduzido de agentes, espaço de opiniões unidimensional e parâmetros fixos no cenário apresentado. Essas escolhas permitem

isolar os efeitos do ruído e da interação social, mas restringem a representação de sistemas sociais mais complexos.

Também não são considerados, nesta versão, redes de contato, heterogeneidade de tolerância, agentes inflexíveis, memória, influência externa estruturada ou múltiplas dimensões de opinião. Em sistemas reais, indivíduos interagem em redes não homogêneas, apresentam graus distintos de receptividade e podem responder de forma assimétrica às informações recebidas. A introdução desses mecanismos aumentaria o realismo do modelo, mas dificultaria a identificação isolada do papel desempenhado pelo ruído e pela confiança limitada.

A análise apresentada é predominantemente qualitativa e se baseia nas trajetórias temporais obtidas nas simulações. Assim, os resultados permitem identificar padrões de dispersão e agrupamento, mas não constituem uma caracterização estatística completa dos regimes dinâmicos.

5. PERSPECTIVAS DE AMPLIAÇÃO DO MODELO

A estrutura apresentada pode ser ampliada em diferentes direções. A primeira consiste em aumentar o número de agentes e repetir as simulações para diferentes condições iniciais. Essa extensão permitiria verificar se os padrões observados permanecem robustos quando o sistema se aproxima de uma população numericamente maior e reduziria o peso de particularidades associadas a um conjunto pequeno de trajetórias.

Uma segunda direção é a construção de varreduras paramétricas. A realização de simulações para diferentes valores de ε permitiria quantificar a transição entre estados mais fragmentados e estados

com maior tendência ao consenso. De forma semelhante, a variação da intensidade do ruído permitiria identificar em que condições as flutuações são suficientemente fortes para impedir ou desestabilizar agrupamentos produzidos pela confiança limitada. O parâmetro μ também pode ser explorado como uma medida da velocidade de acomodação entre agentes.

Uma terceira possibilidade é substituir a interação aleatória entre pares por estruturas explícitas de rede. Em redes sociais, indivíduos não interagem com todos os demais agentes com a mesma probabilidade. Redes regulares, aleatórias, de pequeno mundo ou heterogêneas poderiam alterar significativamente a dinâmica, especialmente quando certos agentes ocupam posições mais centrais e exercem maior influência sobre o fluxo de opiniões.

Outra extensão relevante é introduzir heterogeneidade entre os agentes. Diferentes indivíduos podem possuir limiares de tolerância distintos, intensidades diferentes de resposta à influência ou graus variados de resistência à mudança. Agentes inflexíveis, por exemplo, podem manter posições fixas e atuar como núcleos persistentes capazes de alterar a formação dos clusters. A memória de interações anteriores também pode ser incluída para representar situações em que a influência depende do histórico, e não apenas do encontro instantâneo.

Finalmente, o modelo pode incorporar fontes externas estruturadas. Em vez de representar toda influência externa por ruído não direcionado, pode-se acrescentar um campo de opinião associado a meios de comunicação, campanhas ou eventos coletivos. A comparação entre ruído aleatório e influência externa direcionada permitiria diferenciar flutuações espontâneas de mecanismos que

deslocam sistematicamente a distribuição de opiniões. Essas extensões preservam a lógica central do modelo e abrem caminho para aplicações em problemas específicos de formação de consenso, polarização e difusão de comportamentos.

6. CONCLUSÕES

Este trabalho apresentou um modelo computacional para investigar a dinâmica de opiniões em grupos sociais sob a ação combinada de perturbações aleatórias e interações de confiança limitada. No cenário exclusivamente estocástico, as opiniões evoluíram de maneira irregular e independente, sem formação evidente de organização coletiva.

A introdução do modelo de Deffuant modificou esse comportamento, favorecendo a aproximação entre agentes com opiniões semelhantes e a formação de agrupamentos. Os resultados mostram, portanto, que a interação social desempenha papel central na emergência de estruturas coletivas, enquanto o ruído contribui principalmente para a variabilidade individual.

Os padrões observados indicam que a combinação entre aleatoriedade e interação social constitui uma abordagem adequada para explorar fenômenos associados à formação de consenso parcial e fragmentação em sistemas de opinião.

A principal contribuição da comparação realizada está em mostrar que a presença de interação seletiva modifica qualitativamente um conjunto de trajetórias que, sob ruído isolado, permanece essencialmente descorrelacionado. O resultado reforça a interpretação de que padrões coletivos não dependem apenas da existência de flutuações individuais, mas também da estrutura das

regras que determinam quando e como os agentes influenciam uns aos outros.

Como continuidade, recomenda-se ampliar o número de agentes, realizar conjuntos de simulações independentes e explorar sistematicamente os parâmetros ϵ , μ e a intensidade do ruído. A construção de diagramas de regimes em função desses parâmetros pode permitir a identificação de regiões associadas a consenso, consenso parcial e fragmentação. A inclusão de métricas como variância das opiniões, número de clusters e tempo de relaxação também permitirá transformar a comparação visual apresentada neste estudo em uma caracterização quantitativa mais completa.

Extensões adicionais podem considerar redes de interação, indivíduos inflexíveis e memória, aproximando o modelo de problemas já investigados na literatura de dinâmica social. Essas ampliações devem ser introduzidas de maneira gradual, preservando a possibilidade de identificar o efeito específico de cada mecanismo sobre a evolução das opiniões.

A ampliação da análise por meio de observáveis como variância, número de clusters e médias sobre múltiplas realizações constitui o passo mais direto para transformar a caracterização visual em uma descrição estatística dos regimes dinâmicos. Essas medidas permitiriam estabelecer comparações objetivas entre diferentes conjuntos de parâmetros e identificar de maneira mais precisa a capacidade organizadora da interação social em presença de ruído.

Em síntese, o modelo reforça uma ideia central da abordagem sociofísica: padrões coletivos complexos podem emergir da combinação de regras locais simples com flutuações aleatórias. A

separação entre esses mecanismos, seguida de sua combinação, oferece uma estratégia metodológica útil para investigar como variabilidade individual, tolerância e influência interpessoal participam da construção de estados coletivos de opinião.

7. AGRADECIMENTOS

Os autores agradecem ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq) e ao Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia do Pará (IFPA) pelo apoio à iniciação científica e pela concessão de bolsa ao discente João Jardel Ribeiro dos Santos, cuja participação foi fundamental para o desenvolvimento desta pesquisa. Agradecem, ainda, ao IFPA – Campus Castanhal pelo suporte institucional e pela infraestrutura disponibilizada para a realização do trabalho.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ALENCAR, W. L. M. Influência dos inflexíveis na dinâmica de opiniões. In: CONGRESSO NORTE NORDESTE DE PESQUISA E INOVAÇÃO (CONNEPI), 14., 2024. Anais [...]. 2024.

ALENCAR, W. L. M.; CRUZ FILHO, J. L. C.; CROKIDAKIS, N. Computational modeling of school violence: Estimating the number of violent acts in educational environments. International Journal of Modern Physics C, 2024.

ALENCAR, W. L. M.; CRUZ FILHO, J. L. C.; FERREIRA, H. S.; ALMEIDA, A. G. S. O uso da modelagem computacional para avaliação de comportamento agressivo em ambiente escolar: uma abordagem sociofísica. In: CONGRESSO NORTE NORDESTE DE PESQUISA E INOVAÇÃO (CONNEPI), 14., 2024. Anais [...]. 2024.

CASTELLANO, C.; FORTUNATO, S.; LORETO, V. Statistical physics of social dynamics. *Reviews of Modern Physics*, v. 81, n. 2, p. 591–646, 2009.

CRUZ FILHO, J. L. C.; ALENCAR, W. L. M.; GOMES NETO, A. F.; FERREIRA, H. S. A influência dos indivíduos inflexíveis nas mudanças de opiniões. *Observatorio de la Economía Latinoamericana*, v. 22, p. e7352, 2024.

DEFFUANT, G.; NEAU, D.; AMBLARD, F.; WEISBUCH, G. Mixing beliefs among interacting agents. *Advances in Complex Systems*, v. 3, n. 1–4, p. 87–98, 2000.

RECUERO, R. *Redes sociais na internet*. Porto Alegre: Sulina, 2009.

SILVEIRA, S. A. *Democracia e os códigos invisíveis: como os algoritmos estão modulando comportamentos e escolhas políticas*. São Paulo: SESC, 2019.

WIENER, N. Differential-space. *Journal of Mathematics and Physics*, v. 2, p. 131–174, 1923.

¹ Curso Técnico em Informática Integrado ao Ensino Médio – Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia do Pará, Campus Castanhal, Castanhal, Pará, Brasil. E-mail: [acesse o artigo original para visualizar o e-mail](#). ORCID: <https://orcid.org/0009-0000-0476-0697>.

² Graduação em Meteorologia – Universidade Federal do Pará, Belém, Pará, Brasil. E-mail: [acesse o artigo original para visualizar o e-mail](#). ORCID: <https://orcid.org/0009-0002-9427-5269>.

³ Mestrado em Recursos Naturais da Amazônia – Universidade Federal do Pará, Belém, Pará, Brasil. E-mail: [acesse o artigo original para visualizar o e-mail](#). ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-6717-1822>.

⁴ Doutorado em Física – Universidade Federal do Pará, Belém, Pará, Brasil. E-mail: [acesse o artigo original para visualizar o e-mail](#). ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-1850-259X>.

⁵ Mestrado em Sistemas Agroalimentares – Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia do Pará, Campus Castanhal, Castanhal, Pará, Brasil. E-mail: [acesse o artigo original para visualizar o e-mail](#). ORCID: <https://orcid.org/0009-0004-0236-231X>.

⁶ Doutorado em Engenharia de Recursos Naturais da Amazônia – Universidade Federal do Pará, Belém, Pará, Brasil. E-mail: [acesse o artigo original para visualizar o e-mail](#). ORCID: <https://orcid.org/0009-0006-3145-6846>.