Pontifícia Universidade Católica
do Rio de Janeiro

Jose Mauricio Nava Auza

Sensoriamento coletivo móvel (Mobile Crowd Sensing): Novos modelos de incentivo e de mobilidade para implementações reais

Tese de Doutorado

Tese apresentada como requisito parcial para obtenção do grau de Doutor pelo Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da PUC-Rio.

Orientador: Prof. Gláucio Lima Siqueira

Co-Orientador: Prof. José Roberto Boisson de Marca

Rio de Janeiro

Abril de 2018

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1321828/CA

Pontifícia Universidade Católica
do Rio de Janeiro

Jose Mauricio Nava Auza

Sensoriamento coletivo móvel (Mobile Crowd Sensing): Novos modelos de incentivo e de mobilidade para implementações reais

Tese apresentada como requisito parcial para obtenção do grau de Doutor pelo Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da PUC-Rio. Aprovada pela Comissão Examinadora abaixo assinada.

Prof. Gláucio Lima Siqueira
Orientador
Centro de Estudos e Telecomunicações – PUC-Rio

Prof. José Roberto Boisson de Marca
Co-Orientador
Centro de Estudos e Telecomunicações – PUC-Rio

Prof. Luiz Alencar Reis da Silva Mello
Centro de Estudos e Telecomunicações – PUC-Rio

Prof. Nelson Luis Saldanha da Fonseca
UNICAMP

Prof.ª Rosa Maria Meri Leão
UFRJ

Prof. José Ferreira de Rezende
UFRJ

Prof. Márcio da Silveira Carvalho
Coordenador Setorial do Centro
Técnico Científico – PUC-Rio

Rio de Janeiro, 09 de abril de 2018

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1321828/CA

Todos os direitos reservados. É proibida a reprodução total ou parcial do trabalho sem autorização da universidade, do autor e do orientador.

Jose Mauricio Nava Auza

Engenheiro em Telecomunicações graduado pela Universidade Católica Boliviana, La Paz-Bolivia em 2010. MsC. em Engenharia Elétrica graduado pela Pontifícia Universidade Católica de Rio de Janeiro em 2013.

Ficha Catalográfica

Nava Auza, Jose Mauricio

Sensoriamento coletivo móvel (Mobile Crowd Sensing) : Novos modelos de incentivo e de mobilidade para implementações reais / Jose Mauricio Nava Auza ; orientador: Gláucio Lima Siqueira ; co-orientador: José Roberto Boisson de Marca. – 2018.

119 f. : il. color. ; 30 cm

Tese(doutorado)–Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, Departamento de Engenharia Elétrica, 2018.

Inclui bibliografia

1. Engenharia Elétrica – Teses. 2. Sensoriamento coletivo móvel. 3. Modelo de incentivo. 4. Teoria dos jogos. 5. Teoria de grafos. I. Siqueira, Gláucio Lima. II. Boisson de Marca, José Roberto. III. Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro. Departamento de Engenharia Elétrica. IV. Título.

CDD: 621.3

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1321828/CA

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1321828/CA

Aos meus pais, Jose e Daphne, pelo apoio incondicional e por todos os ensinamentos que fizeram de mim a pessoa que sou

Agradecimentos

Estes últimos 4 anos e meio nos quais trabalhei nesta Tese, tem sido um grande desafio profissional e pessoal. Embora a conquista da titulação do doutorado seja individual, acredito firmemente em que por trás de este triunfo pessoal existe uma grande equipe que ajudou ao longo do caminho. Por este motivo quero agradecer sinceramente a todas as pessoas que me encorajaram ao longo desta etapa e que com certeza compartilham minha alegria.

Primeiramente quero agradecer aos meus maiores exemplos, meus pais, Jose e Daphne, pela preocupação constante e por sempre me ensinar a lutar por meus sonhos.

A minha irmã, Valeria, por seu carinho sincero, por sempre escutar-me e entender-me.

Aos meus tios, Jaime e Sofia, que foram parte fundamental na minha adaptação ao Rio de Janeiro, obrigado por seu apoio e carinho incondicional.

A minha avó, Tuquita, que com certeza tem sido a minha principal torcedora.

A minha namorada, Jennifer, pela paciência, carinho e apoio incondicional em todos os momentos, principalmente nos de incerteza.

Ao Professor José Roberto Boisson de Marca pela compreensão, por todos os conhecimentos compartilhados e pela inestimável confiança.

Ao Professor Gláucio Lima Siqueira pelo tempo dedicado a esta Tese, pelos conselhos e por sempre acreditar em minhas capacidades.

A todos os Professores, funcionários e companheiros do CETUC, em particular a meu colega e amigo, Alberth Tamo, obrigado por sempre estar disposto a escutar-me e ajudar.

Finalmente, quero agradecer a PUC-Rio e as instituições CAPES e CNPq pelo apoio financeiro promovido e por acreditar em meu trabalho.

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1321828/CA

Resumo

Nava Auza, Jose Mauricio; Lima Siqueira, Gláucio; Boisson de Marca, José Roberto. **Sensoriamento coletivo móvel (Mobile Crowd Sensing): Novos modelos de incentivo e de mobilidade para implementações reais** Rio de Janeiro, 2018. 119p. Tese de Doutorado - Departamento de Engenharia Elétrica, Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro.

A área das telecomunicações tem presenciado consideráveis avanços tecnológicos dos dispositivos móveis (e. g. telefones inteligentes, relógios inteligentes, *tablets*, reprodutores de música, entre outros) e da sua crescente popularidade. Dado que esses equipamentos possuem uma série de sensores embutidos como o sistema de posicionamento global, câmera, microfone, bússola, acelerômetro entre outros, e ao mesmo tempo mantêm acesso contínuo às redes de comunicações, eles apresentam uma oportunidade para realizar sensoriamento em grande escala de possíveis eventos do mundo físico e compartilhar os dados obtidos através da internet. Este novo tipo de sensoriamento é conhecido como sensoriamento coletivo móvel ou MCS (Mobile crowd sensing) por sua sigla em inglês, e recentemente tem sido o foco de diversas pesquisas. O maior potencial do MCS é a opção de desenvolver um inúmero de funcionalidades a partir dos próprios recursos internos dos dispositivos móveis e aproveitar seu modelo de mobilidade, baseado no comportamento humano. Em contrapartida existem questões que devem ser consideradas na hora de desenvolver uma rede baseada em MCS. Neste trabalho, apresenta-se a análise realizada sobre os pontos críticos para a criação de uma rede MCS e a partir dos mesmos são apresentadas soluções que permitam criar uma implementação o mais próximo possível da realidade. Foi desenvolvido um modelo de mobilidade para a cidade de Rio de Janeiro baseado na teoria dos grafos, considerando que as atividades diárias das pessoas serão as que definam seu padrão de movimento. A cooptação de usuários é outro dos principais problemas que tem que ser abordado quando se pensa no sensoriamento coletivo móvel. Propõe-se dois modelos de incentivo que consideram e modelam como variáveis as motivações intrínsecas e extrínsecas dos usuários na decisão de

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1321828/CA

participação em uma rede MCS. Consideram também distintos graus de motivação para cada usuário com a finalidade de demonstrar que a resposta dos participantes aos incentivos não é homogênea. O primeiro modelo baseia-se nas respostas consecutivas dos usuários e o segundo baseia-se na teoria de jogos. Em ambos, as decisões tomadas pelos usuários só consideram informações locais ou próprias. Os resultados obtidos permitiram comprovar que os modelos de incentivo propostos conseguem estimar satisfatoriamente o tipo de usuário com o qual está se interagindo e a quantidade de incentivo que deve ser oferecido a cada um deles, além de demonstrar as vantagens de um sistema de incentivo que considera pagamentos variáveis. Também foram analisadas as vantagens de considerar a mobilidade humana neste tipo de abordagem e como a mesma reflete nos modelos de incentivo.

Palavras-chave

Sensoriamento coletivo móvel; modelo de incentivo; teoria dos jogos, teoria de grafos.

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1321828/CA

Abstract

Nava Auza, Jose Mauricio; Lima Siqueira, Gláucio (advisor); Boisson de Marca, José Roberto (co-advisor). **Mobile Crowd Sensing: New incentive and mobility models for real deployments.** Rio de Janeiro, 2018. 119p. Tese de Doutorado - Departamento de Engenharia Elétrica, Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro.

The world of telecommunications has witnessed the growing popularity of mobile devices and its huge technological advancements and innovations (e.g. smartphones, smartwatches, tablets, music players among others). These devices have a series of built-in sensors that measure motion, orientation, and various environmental conditions (e.g. Global Positioning System, camera, microphone, compass, accelerometer, among others). In addition, these devices have continuous network connectivity. So these devices can be seen as a huge opportunity to carry out large-scale sensing of events in the physical world and have the ability of sharing the data obtained through the internet. This new kind of sensor application is known as Mobile crowd sensing (MCS) and it has been a research focus lately. The greatest potential of MCS is found on the versatility that the embedded resources of the mobile devices offer in the development of innumerable functionalities and its mobility model that is based on human behavior. On the other hand, there are issues that must be considered when a MCS-based network is developed. This work presents the analysis performed in order to define issues that are considered critical for the creation and development of an MCS network. From these definitions solutions are proposed that allow to create an implementation as close as possible to reality. A mobility model was developed for the Rio de Janeiro city based on graph theory, and assuming that daily activities of the people will define their movement pattern. Attracting and convincing users is another problem that has to be addressed. Two user incentive models are proposed. Both consider and model the decision of a user to participate in an MCS network based on the intrinsic and extrinsic motivations of the user. The idea is to comprise different levels of motivation for each user in order to demonstrate that the response of the participants to the incentives is not

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1321828/CA

homogeneous. Thus, the first model is based on the consecutive answers of the users and the second model is based on game theory. The results obtained allowed us to prove that the proposed incentive models can satisfactorily estimate the type of user with which we are interacting and the amount of incentive that should be offered to each one of them, besides demonstrating the advantages of an incentive system that considers variable payments. The advantages of considering human mobility in this type of approach and how it affects the incentive models was also analyzed.

Keywords

Mobile crowdsensing; Graph Theory; Game Theory; incentive models.

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1321828/CA

Sumário

1 Introdução 18
1.1. Motivação e objetivo 18
1.2. Trabalhos Relacionados 21
1.3. Estrutura da tese 25

2 Fundamentos Teóricos 26
2.1. Crowdsensing: Características e Arquitetura 26
2.2 Teoria dos Grafos 27
2.2.1 Grafo Planar 30
2.3 Teoria dos jogos 31
2.3.1. Estratégias dominantes 32
2.3.2. Equilíbrio de Nash 34
2.3.3. Estratégias mistas 36
2.3.4. Jogos de Informação perfeita 37

3 Modelagem 43
3.1 Modelo do sistema 43
3.2 Comportamento dos usuários 45
3.3 Modelo de mobilidade baseado em grafos para a cidade de Rio de Janeiro 46
3.4 Modelo de incentivo 51
3.4.1 Modelo de Incentivo 1 51
3.4.2 Modelo de Incentivo 2 54

4 Resultados 67
4.1 Resultados Modelo de Incentivo 1 para MCS 67
4.1.1 Caso Particular 68
4.1.2 Resultados para características aleatorias 73
4.1.3. Resumo dos Resultados do modelo de incentivo 1 80
4.2 Resultados Modelo de Incentivo 2 para MCS 81

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1321828/CA

4.2.1 Resultados sem considerar o modelo de mobilidade 81
4.2.2 Resultados considerando o modelo de mobilidade 95
4.2.3. Resumo dos Resultados do modelo de incentivo 2 100

5 Conclusões 102

6 Referências bibliográficas 105

Apêndice A 113

Apêndice B 116

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1321828/CA

Lista de figuras

Figura 1.1: Número de dispositivos novos fabricados e enviados para a sua comercialização no mundo todo 19
Figura 2.1: Arquitetura MCS 27
Figura 2.2: Nomenclatura dos grafos 28
Figura 2.3: Tipos de grafos 28
Figura 2.4: Classificação dos grafos 29
Figura 2.5: Exemplo de grafo planar 30
Figura 2.6: Exemplo de grafo planar de um cubo 30
Figura 2.7: Exemplo de jogo representado na forma extensiva 38
Figura 2.8: Jogo de informação perfeita representado na forma extensiva 39
Figura 2.9: Equilíbrios do jogo apresentado na Figura 2.8: A, G, C, F e B, H, C, E 42
Figura 3.1: Modelo de um sistema de *mobile crowd sensing* 44
Figura 3.2: Representação de uma área da cidade como um vértice 47
Figura 3.3: Área da cidade de Rio de Janeiro na qual trabalharemos o modelo 48
Figura 3.4: Modelagem mediante grafo de uma determinada área da cidade de Rio de Janeiro 48
Figura 3.5: Pseudocódigo do modelo de incentivo 1 52
Figura 3.6: Fluxograma do modelo de incentivo 1 53
Figura 3.7: Representação de nosso problema como um jogo na forma normal e na forma extensiva 55
Figura 3.8: Representação de nosso problema como um jogo de estratégias mistas 55
Figura 3.9: Representação da quantidade de jogos que a plataforma terá com os distintos usuários 56
Figura 3.10: Representação final do problema em um jogo da forma normal 61

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1321828/CA

Figura 3.11: Máscaras de eliminação de usuários 63
Figura 3.12: Distribuições Beta para a razão de cooperação com distintos parâmetros α e β 65
Figura 3.13.a: Fluxograma do estágio 1 do modelo de incentivo 2 65
Figura 3.13.b: Fluxograma do estágio 2 do modelo de incentivo 2 66
Figura 3.14: Pseudocódigo do modelo de incentivo 2 66
Figura 4.1 a) Espaço de amostras para PI e PE dividido em subclasses. b) Espaço de amostras para γ e ϕ dividido em subclasses e valores adotados. 69
Figura 4.2: Quantidade de usuários eliminados para distintas subclasses com $\mathrm{Pgto}_0 = 0.5$ 69
Figura 4.3: Média móvel do pagamento médio por participação para distintas subclasses com $\mathrm{Pgto}_0 = 0.5$ 71
Figura 4.4: Relação de cooperação para configurações de distintas subclasses $\mathrm{Pgto}_0 = 0.5$ 71
Figura 4.5: Pagamento total da plataforma para configurações de distintas subclasses com $\mathrm{Pgto}_0 = 0.5$ 72
Figura 4.6: Utilidade da plataforma para configurações de distintas subclasses com $\mathrm{Pgto}_0 = 0.5$ 73
Figura 4.7: Quantidade de usuários eliminados para configurações com distinto Pgto_0 74
Figura 4.8: Representação gráfica dos níveis de motivação dos usuários num plano cartesiano divido em subgrupos para $\mathrm{Pgto}_0 = 1$ 75
Figura 4.9: Média móvel do pagamento médio por participação para configurações com distinto Pgto_0 76
Figura 4.10: Pagamento total da plataforma para configurações com distinto Pgto_0 77
Figura 4.11: Relação de cooperação para configurações com distinto Pgto_0 78
Figura 4.12: Pagamento médio oferecido da plataforma para configurações com distinto Pgto_0 79

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1321828/CA

Figura 4.13: Utilidade da plataforma para configurações com distinto Pgto_0 79
Figura 4.14: Quantidade de usuários eliminados para configurações com distinto Pgto_0para modelo 2 82
Figura 4.15: Representação gráfica dos níveis de motivação dos usuários em um plano cartesiano divido em subgrupos 83
Figura 4.16: Quantidade de usuários iniciais e finais divididos por classe 84
Figura 4.17: Média móvel do pagamento médio por participação para configurações com distinto Pgto_0para modelo 2 85
Figura 4.18: Pagamento total da plataforma para configurações com distinto Pgto_0para modelo 2 86
Figura 4.19: Relação de cooperação para configurações com distinto Pgto_0para modelo 2 86
Figura 4.20: Pagamento médio oferecido da plataforma para configurações com distinto Pgto_0para modelo 2 87
Figura 4.21: Utilidade da plataforma para configurações com distinto $\mathrm{Pgto0}$ para modelo 2 88
Figura 4.22: Usuários eliminados para distintos $\mathrm{r}_{\mathrm{desejada}}$ para modelo 2 89
Figura 4.23: Representação gráfica dos níveis de motivação dos usuários em um plano cartesiano dividido em subgrupos para a $\mathrm{r}_{\mathrm{desejada}} = 0.6$ 90
Figura 4.24: Representação gráfica dos níveis de motivação dos usuários em um plano cartesiano dividido em subgrupos para a $\mathrm{r}_{\mathrm{desejada}} = 0.7$ 91
Figura 4.25: Representação gráfica dos níveis de motivação dos usuários em um plano cartesiano dividido em subgrupos para a $\mathrm{r}_{\mathrm{desejada}} = 0.8$ 91
Figura 4.26: Representação gráfica dos níveis de motivação dos usuários em um plano cartesiano dividido em subgrupos para a $\mathrm{r}_{\mathrm{desejada}} = 0.9$ 92
Figura 4.27: Relação de cooperação para configurações com

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1321828/CA

distinto $r_{desejada}$ para modelo 2 93
Figura 4.28: Pagamento médio oferecido da plataforma para configurações com distinto $r_{desejada}$ para modelo 2 94
Figura 4.29: Pagamento total da plataforma para configurações com distinta $r_{desejada}$ para modelo 2 94
Figura 4.30: Utilidade total da plataforma para configurações com distinta $r_{desejada}$ para modelo 2 95
Figura 4.31: Média da quantidade de possíveis participantes em cada evento ao longo do dia 97
Figura 4.32: Média da quantidade de usuários participantes em cada evento ao longo do dia 97
Figura 4.33: Média da quantidade de possíveis participantes em cada evento ao longo do dia sem modelo de mobilidade 98
Figura A.1: Pagamento médio oferecido para configurações com distinto $\mathrm{Pgto0}$ e número de usuários inicias igual a 500 e 1000 113
Figura A.2: Relação de cooperação para configurações com distinto $\mathrm{Pgto0}$ e número de usuários inicias igual a 500 e 1000 114
Figura A.3: Quantidade de usuários eliminados para configurações com distinto Pgto_0e número de usuários inicias igual a 500 e 1000 114
Figura A.4: Pagamento total da plataforma para configurações com distinto Pgto_0e número de usuários inicias igual a 500 e 1000 115
Figura A.5: Utilidade total da plataforma para configurações com distinto e número de usuários inicias igual a 500 e 1000 115
Figura B.1: Quantidade de usuários eliminados para configurações com distinto Pgto_0 para $r_{desejada} = 0.7$ 116
Figura B.2: Média móvel do pagamento médio por participação para configurações com distinto Pgto_0 para $r_{desejada} = 0.7$ 117
Figura B.3: Pagamento total da plataforma para configurações com distinto Pgto_0 para $r_{desejada} = 0.7$ 117
Figura B.4: Relação de cooperação para configurações com distinto Pgto_0 para $r_{desejada} = 0.7$ 118

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1321828/CA

Figura B.5: Pagamento médio oferecido da plataforma para configurações com distinto Pgto_0 para $\mathrm{r}_{\mathrm{desejada}} = 0.7$ 118
Figura B.6: Utilidade da plataforma para configurações com distinto Pgto_0 para $\mathrm{r}_{\mathrm{desejada}} = 0.7$ 119

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1321828/CA

Lista de tabelas

Tabela 2.1: Representação do jogo do dilema do prisioneiro 32
Tabela 2.2: Representação do jogo do dilema do prisioneiro com diferentes pagamentos 32
Tabela 2.3: Exemplo estratégias dominantes 33
Tabela 2.4: Exemplo do equilíbrio de Nash 35
Tabela 2.5: Exemplo II do equilíbrio de Nash 36
Tabela 2.6: Exemplo I jogo de estratégias mistas 37
Tabela 2.7: Exemplo da transformação de uma representação extensiva a uma representação normal 40
Tabela 3.1: Dados para determinar se um vértice é um local de início ou de destino 50
Tabela 4.1: Análise da quantidade de erros na identificação do tipo de usuário 92
Tabela 4.2: Comparação do pagamento médio oferecido entre os cenários com e sem mobilidade 99
Tabela 4.3: Comparação da razão de cooperação entre os cenários com e sem mobilidade 99
Tabela 4.4: Comparação do número de usuários eliminados entre os cenários com e sem mobilidade 99
Tabela 4.5: Comparação da utilidade da plataforma entre os cenários com e sem mobilidade 100
Tabela 4.6: Comparação do pagamento total do sistema entre os cenários com e sem mobilidade 100

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1321828/CA

1
Introdução

Neste capítulo, são apresentadas as bases constitutivas desta tese. São abordados: a motivação para realização do trabalho, os objetivos e uma breve revisão de trabalhos relacionados. Ao fim desta seção é apresentada a estrutura do trabalho desenvolvido.

1.1
Motivação e objetivo

Nos últimos anos, as redes de sensores sem fio (RSSF) têm sido uma das áreas com maior expansão no mundo das telecomunicações principalmente devido à infinidade de aplicações que podem ser realizadas com esta tecnologia. Estas redes têm grande aplicação em locais de difícil acesso ou áreas perigosas, possibilitando, portanto que as pessoas consigam interagir remotamente com o mundo físico no dia a dia. As aplicações têm se tornado cada vez mais complexas causando a necessidade de se ter uma maior quantidade de nós e melhoras na capacidade de computação. Para usar uma rede de sensores sem fio tradicional em um cenário de larga escala precisa-se de uma grande quantidade de nós que garanta a cobertura e a conectividade além de ter a quantidade de informação necessária, o que faz com que os custos de implementação tenham um valor elevado. A complexidade de instalação e a manutenção dos nós também devem ser consideradas já que a montagem de uma grande quantidade deles em uma área urbana ou rural pode ser consideravelmente complexa.

Ao mesmo tempo, afortunadamente temos sido testemunhas dos consideráveis avanços dos dispositivos móveis, (telefones inteligentes, relógios inteligentes, *tablets*, reprodutores de música entre outros) e da sua crescente popularidade tendo se tornado parte de nosso dia a dia [1]. A quantidade de dispositivos inteligentes não para de crescer. A empresa de consultoria Gartner, fez um levantamento do número de dispositivos novos fabricados e enviados para comercialização no mundo todo. Esses dados podem ser observados na Figura 1.1.

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1321828/CA

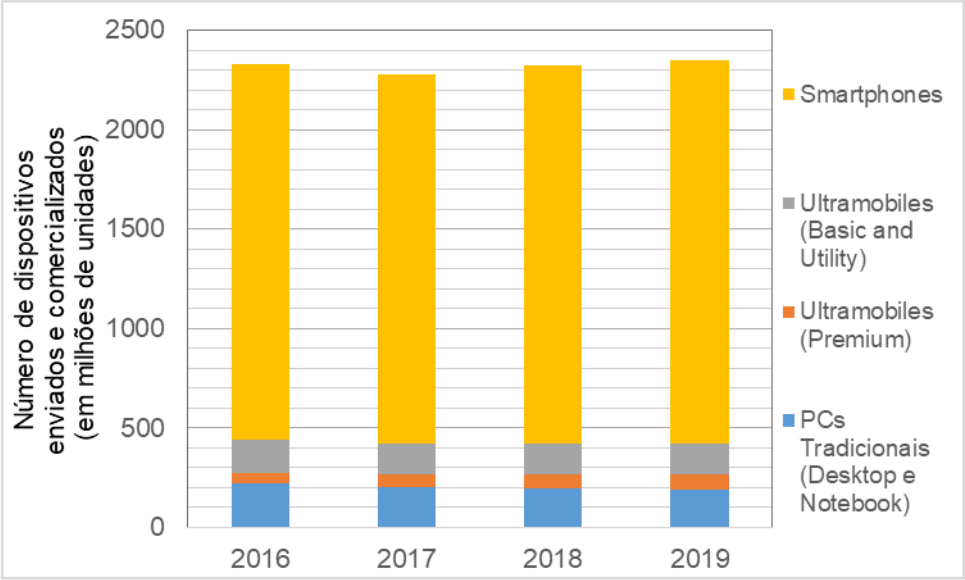

Figura 1.1: Número de dispositivos novos fabricados e enviados para a sua comercialização no mundo todo

Espera-se que 2,3 bilhões de dispositivos sejam enviados e comercializados só no ano 2018, valor este que representa um crescimento do 2% comparado com os valores evidenciados no ano 2017.

O crescimento esperado para o ano 2018 é ainda maior, ao redor de 3% [2]. Como se observa na Figura 1.1 a maior parte destes dispositivos são telefones inteligentes seguidos dos *ultra mobiles*, definição para os relógios inteligentes, *tablets*, reprodutores de música entre outros. A grande comercialização deste tipo de dispositivos demonstra com dados o que podemos evidenciar no dia a dia, estes dispositivos são parte da nossa sociedade.

É importante levar em consideração que a maioria destes dispositivos possui acesso à internet o que fará com que o número de usuários da internet continue o seu crescimento [3]. Hoje em dia a internet possui quase três e meio bilhões de usuários considerando como usuário um dispositivo com acesso à mesma. Segundo o *Cisco Business Group,* no ano 2020, teremos quase 20 bilhões de dispositivos conectados à internet [4].

Uma outra característica importante destes dispositivos é que eles possuem uma série de sensores embutidos (sistema de posicionamento global, câmera, microfone, bússola, acelerômetro entre outros). É devido a estas características que

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1321828/CA

os dispositivos móveis representam uma oportunidade para produzir sensoriamento em grande escala do mundo físico e compartilhar os dados obtidos através da internet. Este novo tipo de sensoriamento, conhecido como *crowdsensing* móvel (MCS) ou sensoriamento coletivo móvel, permite distintos tipos de aplicações que, recentemente, têm sido o foco de diversas pesquisas [5-11]. Um MCS começa com um controlador que se encarrega de outorgar uma tarefa a um determinado conjunto de pessoas, coletar certo tipo de informação fazendo uso das suas próprias características e, uma vez que a tarefa tenha sido completada, compartilhar as informações coletadas via internet. Fazer uso de recursos de dispositivos que já se encontram implantados nas distintas áreas de interesse e em movimento devido à mobilidade humana trouxe uma nova gama de aplicações tais como: monitoramento de transito veicular de toda uma cidade[12-15], soluções para estacionamento [16], [17], medição dos níveis de poluição das cidades [18-21] e monitoramento de riscos [22], entre outros. Espera-se que em um futuro próximo uma maior quantidade de sensores seja acrescentada aos dispositivos móveis trazendo um valor incalculável de oportunidades para permitir uma melhor gestão das cidades e de seus sistemas oferecendo um melhor controle das nossas atividades diárias. Outra característica importante é a mobilidade dos dispositivos, dado que eles pertencem a humanos, é definida pelos caminhos que o usuário usa para chegar aos locais onde realiza as suas atividades diárias [23][24]. É por isso que a mobilidade humana definirá a conectividade, topologia e cobertura de uma rede MCS.

Em contrapartida, tem-se alguns pontos negativos que devem ser considerados. Uma vez que os dispositivos pertencem a pessoas e que as vezes os dados solicitados conterão informações pessoais, existirá uma preocupação pela preservação da privacidade, portanto será necessário incentivar a participação na rede MCS [25]. Quando um usuário móvel participa em uma MCS serão consumidos recursos daquele terminal assinante (bateria, crédito, etc.) sendo necessário que seja estabelecido um sistema de recompensas [26]. Os dados coletados são transferidos através da infraestrutura de redes sem fio (802.11, LTE, 3G) motivo pelo qual é necessário analisar como os algoritmos e mecanismos de envio de dados do sensoriamento coletivo móvel afetam o funcionamento normal das redes sem fio e quais parâmetros podem resultar críticos para as mesmas.

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1321828/CA

O objetivo desta tese é apresentar as análises realizadas sobre os pontos que consideramos críticos para a criação de uma rede MCS e a partir dos mesmos apresentar soluções que permitam uma implementação o mais próximo possível da realidade. Será desenvolvido um modelo de mobilidade para a cidade de Rio de Janeiro baseado na Teoria dos Grafos, considerando que as atividades diárias das pessoas serão as que definam seu padrão de movimento. Este assunto é de grande importância dado que a mobilidade humana será a que define a conectividade, a topologia e a cobertura de uma rede MCS. Outro assunto abordado é a proposta de modelos de incentivos considerando que em uma possível população de participantes existirão distintos tipos de pessoas e deve ser encontrada uma forma de conseguir a cooperação deles na rede MCS. Dois algoritmos de incentivo serão desenvolvidos, considerando os distintos tipos de usuários e as distintas motivações que cada um pode ter ou precisar para participar, o que foi simulado através do desenvolvimento de um modelo probabilístico que representa os distintos comportamentos dos usuários. O primeiro modelo baseia-se na análise das respostas consecutivas dos usuários e nós permitirá comprovar a modelagem da decisão de participação. Já o segundo modelo tem conceitos mais robustos, baseia-se na Teoria de Jogos e, considera praticamente a totalidade das participações do usuário para definir o valor do incentivo que lhe será oferecido.

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1321828/CA

1.2 Trabalhos Relacionados

Nesta seção, serão abordados alguns trabalhos relacionados aos problemas abordados nesta Tese.

Dado que o MCS é uma área emergente existe na literatura uma série de trabalhos que procuram listar as principais características e suas limitações. É assim que podemos encontrar em [27-33] descrições detalhadas de algumas aplicações de MCS e os desafios que ainda devem ser enfrentados nesta área. Um deles, também abordado em [34] são os problemas que podem trazer uma elevada quantidade de dados que trafegam pelos participantes de uma MCS, o que fará com que o consumo de recursos tais como, energia, armazenamento e largura de banda seja crítico e afete diretamente a qualidade de serviço das aplicações. Nele são apresentadas algumas das soluções que têm sido desenvolvidas para resolver este problema com o uso de diversos algoritmos para a eliminação de informação redundante.

O envolvimento humano neste tipo de solução traz com ele uma série de limitações e oportunidades que devem ser estudadas[35]. Em [6] são abordados temas que devem ser considerados sobre os humanos e a sua participação no MCS. Uma vez que os dados solicitados pertencem a uma pessoa e que a quantidade necessária de dados pode ser bastante elevada dependendo do tipo de aplicação, será preciso uma grande quantidade de participantes. Estes participantes precisarão de alguma motivação para compartilhar seus dados. Existem diversos estudos filosóficos, psicológicos e econômicos sobre o que motiva as pessoas a realizar certas atividades. A cooptação de usuários é um assunto critico em MCS e que vem sendo amplamente trabalhado nos últimos anos. Como motivar os usuários a participar em uma rede MCS? Em [36], é apresentado um resumo das principais características que devem ser levadas em consideração no projeto de um mecanismo de incentivo. Na literatura, tem-se trabalhado considerando dois tipos de incentivos os monetários e os não monetários. O crescimento das redes sociais, *blogs* e o número de telefones móveis é um dos fatores que popularizaram os incentivos não monetários [37], [38]. Estas tecnologias permitem que os usuários se incentivem uns aos outros. As recompensas deste tipo de incentivo serão o reconhecimento da comunidade, as novas amizades, a reputação do indivíduo e a satisfação pessoal.

Entretanto, tem sido demostrado que quando uma atividade não traz nenhum benefício imediato para o usuário, as recompensas monetárias podem ser um motivador poderoso.

Em [39], é apresentado um modelo de incentivos baseado em Teoria de Jogos no qual é definido um cenário de *n* participantes, que além de compartilhar sua própria informação compartilharam a informação do seus vizinhos. Esse processo é modelado como um jogo de forma normal onde a utilidade dos participantes quando ambos cooperam será dada por duas variáveis, uma representando o incentivo efetivo e o outro uma punição, a soma de ambas determina a utilidade final. O valor do incentivo e da punição dependerá das atitudes do participante. Cada um possui uma estratégia para jogar o jogo, o usuário muda de estratégia quando percebe que tem um vizinho que possui uma maior utilidade. Embora o enfoque e os resultados sejam interessantes, os mesmos não consideram em momento nenhum como esta solução afetará a rede principal. Outro jogo desta teoria que tem sido usado para conceber modelos de incentivo é o jogo de

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1321828/CA

Stackelberg [40]. Neste jogo, um jogador é considerado um líder e tem uma influência dominante sobre os outros jogadores que são considerados como seguidores. O jogo possui duas fases, o líder toma uma decisão primeiro e os outros jogadores tomam a sua decisão tendo como um dado a decisão do líder. O jogo tem sido utilizado devido a sua similaridade com o processo de outorgar uma tarefa aos participantes [41].

Em [42], os autores descrevem um mecanismo de incentivo através de um leilão reverso. O solicitante informa a sua necessidade ou solicitação em uma plataforma de *crowd sensing*. Os participantes interessados em participar apresentam seu interesse enviando uma proposta de preço para realizar dita tarefa. O sistema escolhe os ganhadores e comunica a sua decisão. Os ganhadores recebem a sua recompensa e depois procedem para realizar o sensoriamento e encaminhar a informação solicitada.

Outro tema abordado na literatura, que é de muita importância, é a validação da informação coletada. Como saber se a mesma é correta ou não. Em [43], os autores analisam a informação coletada com dois mecanismos. O primeiro é o conhecimento coletivo no qual pode-se afirmar que se a quantidade de participantes que confirma um evento é alta, o evento está mesmo acontecendo. O outro mecanismo é um modelo de reputação que trabalha com uma distribuição Beta onde os parâmetros da distribuição são duas variáveis que realizam a contagem de eventos válidos e inválidos nos quais o participante tenha participado. No final, eles modelam uma abordagem mista dos dois mecanismos e apresentam alguns resultados. Um limitante deste trabalho é que o estado inicial do sistema tem todos os participantes com a pior reputação possível, caso a densidade de participantes não for muito elevada, é possível interpretar informação correta como errada. Um outro mecanismo de incentivo é apresentado em [44]. O mesmo foca na qualidade da informação recebida. Com a finalidade de evitar informação ineficiente e recompensas desnecessárias o solicitante informa a sua necessidade e um requisito de qualidade. Aqueles que desejem participar enviaram a informação solicitada. O mecanismo estima a qualidade da informação e oferecerá a cada participante uma recompensa baseada na sua contribuição efetiva.

Por último, um assunto que será abordado ao longo da tese é a mobilidade humana. Os simuladores de redes costumam trabalhar com alguns modelos de

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1321828/CA

mobilidade. Um deles que é amplamente usado para estudar redes de sensores sem fio e redes ad-hoc é o modelo *random waypoint* [45]. Ele é um modelo simples que descreve o movimento dos nós em uma área bidimensional da seguinte maneira: cada nó escolhe aleatoriamente um destino na área definida e começa a se movimentar nessa direção com uma velocidade constante que foi escolhida aleatoriamente entre zero e um valor máximo predeterminado. Uma vez que o nó alcança o seu destino, ele para e permanece estático por um tempo definido como um tempo de pausa. Quando a pausa acabar escolhe um novo destino, o processo é repetido até o fim da experiência. Outro modelo é o movimento Browniano ou melhor conhecido como caminho aleatório (*Random Walk*) [46]. Ele foi proposto para emular o comportamento imprevisível de partículas em estudos na Física. A diferença com o modelo *random waypoint* é que neste caso o nó muda a sua velocidade e direção a cada intervalo de tempo determinado. Classes interessantes de modelos são aqueles que tem restrições geográficas. Em aplicações reais os nós se movimentam considerando o ambiente, especialmente em redes veiculares onde o movimento dos automóveis está delimitado por ruas e avenidas. Neste caso, os nós se movimentaram quase aleatoriamente pelas ruas e avenidas predefinidas. O modelo de mobilidade de Manhattan [47] foi projetado considerando a área urbana onde as ruas possuem uma maior organização e tem geralmente a mesma forma. Cada rua possui duas linhas, uma para cada direção, os nós só podem se movimentar em duas direções, horizontal ou vertical. Cada vez que eles atinjam uma interseção entre uma rua horizontal e outra vertical, o nó deverá decidir entre seguir direto, virar à esquerda ou virar à direita. A decisão é conduzida em termos probabilísticos sendo a probabilidade de seguir na mesma linha igual a 0.5 enquanto a probabilidade de virar para cada um dos lados é igual a 0.25. Fazendo uma análise dos modelos apresentados pode-se observar que todos escolhem seus caminhos e destinos aleatoriamente, não atendendo portanto as características de uma aplicação MCS dado que não consideram nenhuma das características únicas da mobilidade humana. As atividades diárias das pessoas definem seu padrão de movimento. Em [48], apresenta-se um modelo de mobilidade baseado em grafos para simulações de *crowd sensing*. Nele, representam uma infraestrutura como um grafo onde os vértices representam as localidades que a pessoa pode visitar e as arestas as rotas que podem ser seguidas. A infraestrutura escolhida foi o serviço de metrô da cidade

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1321828/CA

de Barcelona onde cada estação será um vértice, e cada aresta o trilho que conecta as mesmas. Este modelo se aproxima mais da realidade de uma aplicação MCS.

1.3 Estrutura da tese

O trabalho a ser descrito está organizado da seguinte forma:

- No Capítulo 2, serão apresentadas uma série de conceitos básicos para a melhor compreensão do tema.
- No Capítulo 3, serão apresentados os modelos projetados: modelo de mobilidade e modelos de incentivo.
- No Capítulo 4, são apresentados e analisados os resultados obtidos a partir de ambos modelos propostos.
- Finalmente, no Capítulo 5, serão apresentadas as conclusões e sugestões de trabalhos futuros.

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1321828/CA

2
Fundamentos Teóricos

Neste capítulo serão apresentados conceitos teóricos necessários para o desenvolvimento da presente tese. Primeiramente, na Seção 2.1, serão apresentadas as características e a arquitetura de uma rede MCS. Em seguida, na Seção 2.2, são apresentados alguns conceitos de Teoria dos Grafos. Por último, na Seção 2.3, conceitos básicos sobre Teoria dos Jogos são introduzidos.

2.1.
Crowdsensing: Características e Arquitetura

MCS oferece uma série de vantagens e soluções para algumas limitações típicas de projeto que as redes de sensores sem fio clássicas podem enfrentar [49]. Dispositivos móveis possuem maiores capacidades de armazenamento e de computação em relação aos sensores normais. Uma das maiores limitações nas redes de sensores sem fio é o consumo de energia e em MCS os usuários não deixam que seus dispositivos fiquem sem bateria. Uma rede pode ser implementada com menores custos porque os dispositivos móveis já se encontram distribuídos na maioria das áreas que a rede visa trabalhar. MCS é mais extensível, precisando de uma maior quantidade de nós basta recrutar mais usuários.

A arquitetura básica de uma rede MCS possui três componentes principais descritos a seguir e apresentados na Figura 2.1.

- Solicitantes: serão aqueles que solicitam a informação, em outras palavras podem ser vistos como os usuários de aplicação *crowd sensing*¸
- Participantes: serão todos aqueles que decidem cooperar usando um dos sensores do seu dispositivo e encaminhando a informação solicitada ao solicitante.
- Controlador ou coletor: Aquele que fará o processamento dos dados obtidos dos participantes para encaminhar o resultado aos solicitantes.

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1321828/CA

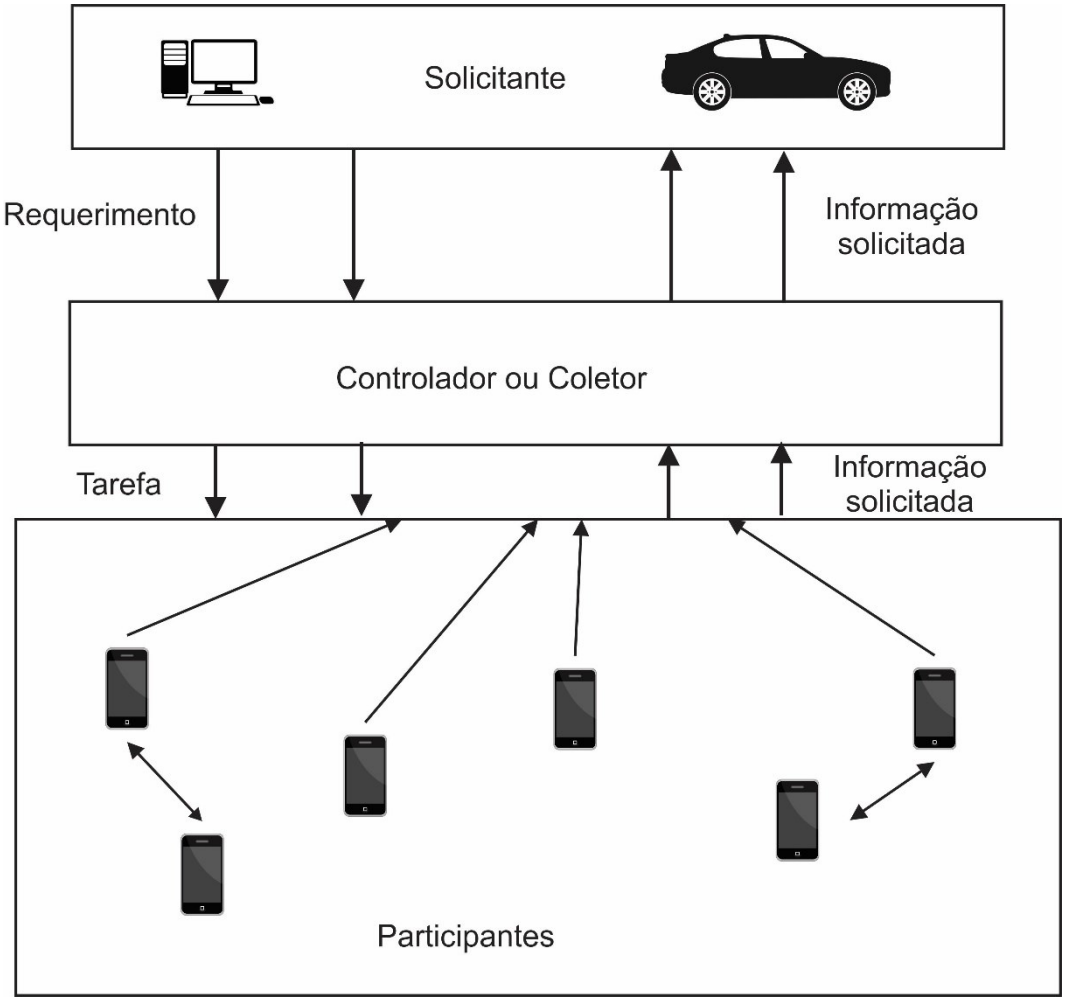

Figura 2.1: Arquitetura MCS

2.2 Teoria dos Grafos

Quando se faz referência a um grafo está se descrevendo uma representação gráfica de um fenômeno. Eles são muito úteis para representar problemas da vida real em distintas áreas, alguns exemplos são mapas de estradas, planejamento de projetos e redes. Desde um ponto de vista matemático, um grafo é uma coleção de pontos conectados por linhas. Os pontos do grafo são conhecidos como vértices, mas também são chamados de nós, enquanto as linhas que conectam esses vértices são chamadas de conexões, arcos, linhas ou arestas. Na Figura 2.2 são apresentados vértices e arestas. O estudo destas estruturas tem por nome Teoria dos Grafos [50-52].

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1321828/CA

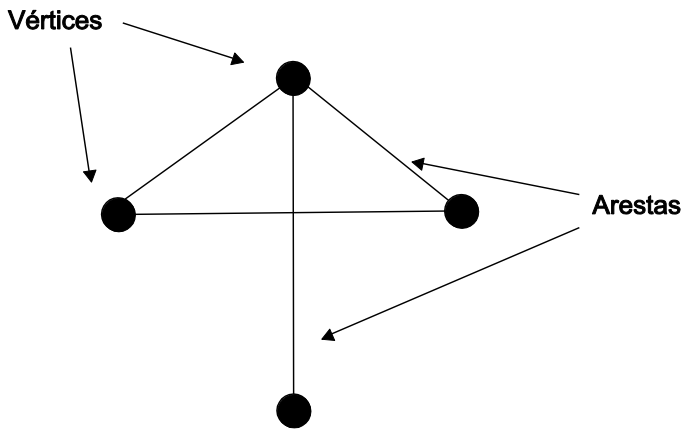

Figura 2.2: Nomenclatura dos grafos

Um grafo pode ser representado mediante um par ordenado $G = (V, E)$, sendo que V representa o conjunto de vértices e E representa o conjunto $E \subset V \times V$ de arestas (*edges*).

Existe uma ampla variedade de grafos. O mais comum deles é aquele no qual no máximo uma conexão pode conectar dois vértices, esses grafos têm por nome grafos simples. Se conexões múltiplas são permitidas entre os vértices, o grafo é conhecido como multi grafo. Outro exemplo de grafo é aquele que possui conexões múltiplas e iterações ou ciclos gráficos, esse é o caso do pseudo grafo. Na Figura 2.3 pode se observar os tipos de grafos descritos.

As arestas dos grafos às vezes possuem direcionamento. Um grafo normal é aquele no qual suas ligações ou conexões não são direcionadas. Caso contrário se o grafo tem setas que indicam certo tipo de direcionamento em um dos pontos da conexão (vértices) é conhecido como dirigido. Se tiver setas que indicam direcionamento em ambos pontos da conexão, ele é conhecido como direcionado. Na Figura 2.4, podem ser observados os distintos grafos descritos.

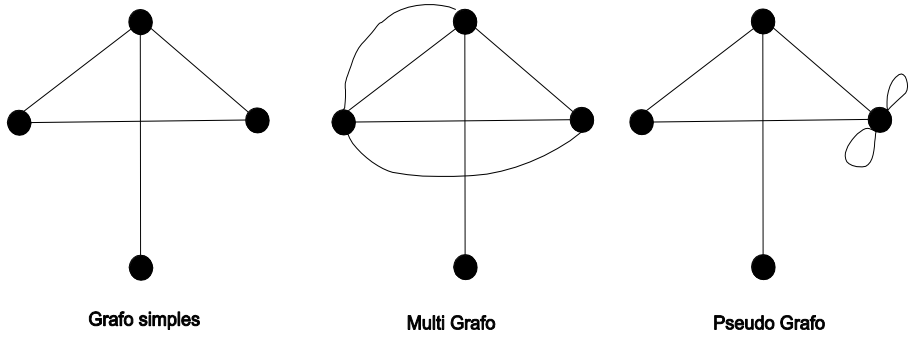

Figura 2.3: Tipos de grafos

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1321828/CA

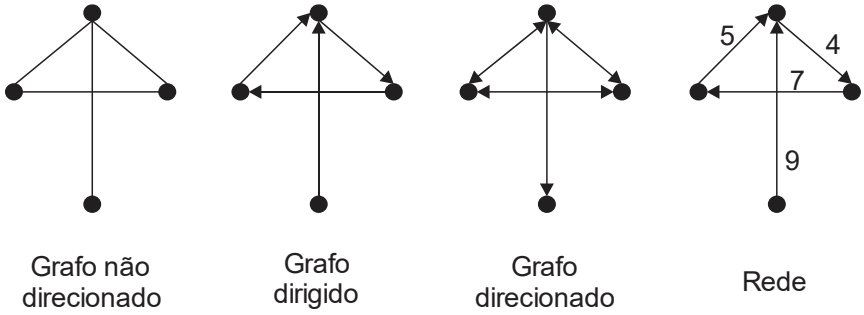

Figura 2.4: Classificação dos grafos

Geralmente cada conexão ***e*** recebe um peso ou valor que denota certo tipo de métrica, a notação é a seguinte *w(e)*, e a maioria das vezes esse peso é a distância euclidiana (distância geométrica entre dois pontos) entre os vértices que é então representada por $w(e) = d(x,y)$, onde *x* e *y* são dois vértices e *d* representa a distância entre eles.

Algumas definições e propriedades que serão empregadas na sequência do trabalho:

- Um caminho ou trajetória de *x* a *y* é uma sequência de vértices $v_0, v_1 ..... v_n$ tal que $x = v_0$ e $y = v_n$, e possuam uma aresta $(v_{i-1}, v_i) \in E$ para cada $i \in \{1, ..., n-1\}$.
- Um caminho *x* a *y* é chamado de simples se nenhum vértice é repetido nele.
- O comprimento de um caminho $v_0, v_1 ..... v_n$ é definida como a soma dos pesos ao longo das conexoes que fazem parte deste trajeto.

$$dist(v_0, v_1 ..... v_n) := \sum_{i=1}^{n-1} w(v_{i-1}, v_i)$$

- Um caminho $v_0 = x, v_1 ..... v_{n-1} = y$ de *x* para *y* é chamado de caminho curto se não tem um caminho $v_0' = x, v_1' ..... v_{n-1}' = y$ de *x* para *y* que satisfaça a desigualdade, $dist(v_0', v_1', ..., v_n') < dist(v_0, v_1, ..., v_{n'})$.
- A distância entre dois vértices *x* e *y* é definida como o comprimento do caminho mais curto de *x* para *y*. Se não existe nenhum caminho de *x* e *y* em G, então, $dist(x, y) := \infty$.
- Um ciclo é um caminho $v_0, v_1 ..... v_r$ onde $v_0 = v_r$.

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1321828/CA

- Se $v_0, v_1 ..... v_{r-1}$ forma um caminho simples, então, dizemos que $v_0, v_1 ..... v_r$ é um ciclo simples.
- O grafo G está conectado, se para cada par $(x, y) \in V \times V$ pelo menos um caminho de x para y existe.
- O grafo G é dito ser uma árvore se G está conectado e não possui ciclos.

2.2.1 Grafo Planar

Na teoria dos grafos, um grafo planar é aquele que faz parte de um plano, podendo ser representado de maneira que as ligações de comunicação não sejam interceptadas nos pontos finais da representação gráfica.

Na Figura 2.5, podem ser observados dois grafos. O da esquerda mostra uma representação planar do da direita, já que nele não se tem intercepções nas conexões. Um grafo só será planar quando tiver um sub grafo que cumpra a condição já apresentada, de que nenhuma ligação (conexão) atravessa outra. Já na Figura 2.6, a figura da direita, ilustra o grafo planar do cubo apresentado no lado esquerdo.

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1321828/CA

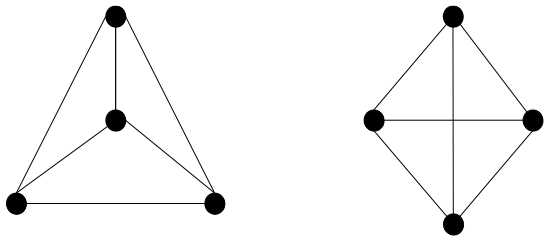

Figura 2.5: Exemplo de grafo planar

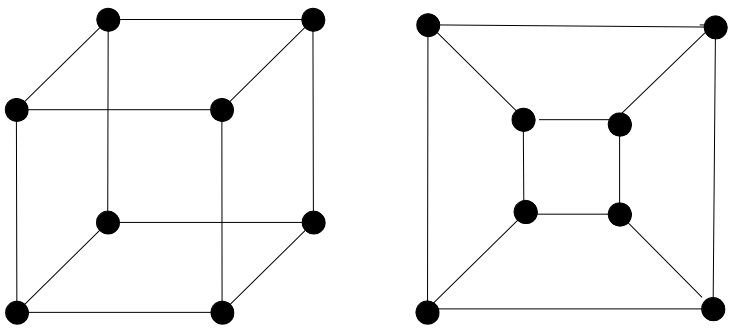

Figura 2.6: Exemplo de grafo planar de um cubo

2.3
Teoria dos jogos

A Teoria dos Jogos é uma teoria matemática criada para modelar interações estratégicas entre "agentes" com interesses específicos [53-55]. Fornece a linguagem para a descrição de processos de decisão conscientes envolvendo mais do que um indivíduo [56][57]. Cada agente possui opiniões e preferencias especificas, atuando na forma na qual consiga maximizar a sua função utilidade. Esta função é uma medida matemática (número real) que indica o quanto o agente gosta ou não gosta de uma determinada situação, descrevendo a preferência para qualquer distribuição de resultados. O resultado de um jogo será aquele que outorga distintos níveis de satisfação a cada agente ou jogador.

Um jogo será definido por três características básicas:

- Jogadores ou agentes: podem ser pessoas, empresas, organizações, governos, entre outros.
- Ações: o que fazem os jogadores.
- *Payoffs* (utilidade): o que motiva aos jogadores a realizar uma ação ou outra.

A representação padrão de um jogo é conhecida como um jogo de forma normal ou um jogo de forma estratégica e é feita da seguinte forma:

- N representa o conjunto finito de n jogadores, que para a sua representação são indexados por i
- A_i é o conjunto finito de ações disponíveis para o usuário i. O conjunto de ações de todos os jogadores, $A = A_1 \times \ldots\ldots \times A_n$. Cada vetor $(a_1, \ldots\ldots, a_n) \in A$ e é conhecido como perfil de ações.
- A utilidade $u = (u_1, \ldots\ldots, u_n)$ onde $u_i: A \rightarrow \mathbb{R}$ é um valor real para o jogador i.

Os jogos na forma normal são representados geralmente por uma tabela. Um dos jogos clássicos deste tipo é o dilema do prisioneiro, que se encontra representado na Tabela 2.1. Neste jogo, existem dois jogadores, cada um deles possui duas estratégias puras, onde $a_i = \{C, D\}$, e C indica cooperação e D indica a não cooperação. Cada célula indica os pagamentos de ambos jogadores para determinado conjunto de ações. Por exemplo, se o jogador 1 escolhe jogar C e o jogador 2 escolhe jogar D, o pagamento será de -3 para o jogador 1 e de 0 para o jogador 2.

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1321828/CA

		Jogador 2	
		C	D
Jogador 1	C	-1,-1	-3,0
	D	0,-3	-2,-2

Tabela 2.1: Representação do jogo do dilema do prisioneiro

Ambos jogadores cometeram um crime e agora se encontram em celas separadas na delegacia. O chefe da delegacia conversa com ambas pessoas e lhes diz o seguinte: "Se você confessar e aceitar testemunhar sobre o cúmplice, e o outro cúmplice não confessar, então te deixarei sair. Se ambos confessarem, então vou enviar ambos para a prisão por um ano. Se você não confessar e o outro cumplice sim, você será punido com a pena máxima de três anos. Se ninguém confessar, então vou outorgar ambos dois anos de prisão ".

Note-se que poderia se incrementar o pagamento multiplicando o mesmo por um escalar e por uma constante para que o mesmo tenha uma representação equivalente.

Na Tabela 2.2, cada valor do primeiro exemplo foi multiplicado por 2 e somado 6. Apesar desta transformação os aspectos de estratégia do jogo continuam idênticos. Existem muitos jogos que poderão ter distintas representações da sua utilidade, mas os aspectos estratégicos do jogo continuaram idênticos.

		Jogador 2	
		C	D
Jogador 1	C	4,4	0,6
	D	6,0	2,2

Tabela 2.2: Representação do jogo do dilema do prisioneiro com diferentes pagamentos

2.3.1. Estratégias dominantes

Dado um jogo na forma normal, podemos fazer predições sobre quais ações serão escolhidas. Predições são simples quando são consideradas como "estratégias dominantes". Uma estratégia dominante para um jogador será a que outorga o maior pagamento entre todas as estratégias possíveis para toda ação possível realizada por outros jogadores.

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1321828/CA

Primeiramente, faz-se necessário definir o que entendemos como estratégia. Uma estratégia a_{-i} representa as ações de todos os jogadores menos a minha:

$$a_{-i} = \langle a_1, \dots, a_{i-1}, a_{i+1}, \dots\dots, a_n \rangle \tag{2.1}$$

Portanto, o perfil de estratégias será igual a:

$$a = (a_{-1}, a_i) \tag{2.2}$$

Consideremos que a_i e a_i' são duas estratégias diferentes para o jogador i, e A_{-i} o conjunto de todos os perfis de estratégia dos jogadores restantes. Assim, uma estratégia a_i é uma estratégia dominante(ou de dominância fraca) para a_i' para todos os $a_{-i} \in A_{-i}$ se $u_i(a_i, a_{-i}) \geq u_i(a_i', a_{-i})$.

A estratégia será estritamente dominante se $u_i(a_i, a_{-i}) > u_i(a_i', a_{-i})$ para todos os $a_{-i} \in A_{-i}$.

Estratégias dominantes são importantes do ponto de vista analítico e do ponto de vista do jogador. Um indivíduo não terá que fazer predições sobre o que os outros jogadores farão e ainda assim terá a sua melhor estratégia bem definida.

Na Tabela 2.3 podemos encontrar um exemplo de estratégias dominantes. É simples identificar que o jogador 1 possui uma estratégia estritamente dominante que é "U". Qualquer das estratégias que o jogador 2 escolha "U" sempre será a melhor resposta do jogador 1, $2 > 0$ e $1 > 0$. No entanto, o jogador 2 tem uma estratégia de dominância fraca que é "R". Dado que se o jogador 1 escolher a estratégia "U " o pagamento será o mesmo se ele escolher "L" ou "R" $1 = 1$ e se o jogador 1 escolher a estratégia "D" o pagamento será maior se ele escolher a estratégia R $2 > 1$.

		Jogador 2	
		L	R
Jogador 1	U	2,1	1,1
	D	0,1	0,2

Tabela 2.3: Exemplo estratégias dominantes

Quando as estratégias dominantes existem, a análise teórica é relativamente simples. No entanto, tais estratégias nem sempre existem, nesse caso pode-se recorrer à noção de equilíbrio.

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1321828/CA

2.3.2.
Equilíbrio de Nash

Uma estratégia pura de Nash é um conjunto de estratégias no qual a estratégia de cada jogador é a melhor resposta (resulta no maior pagamento possível) em relação as estratégias dos outros jogadores. Em outras palavras, nenhum jogador tem a ganhar mudando sua estratégia unilateralmente.

Uma estratégia a_{-i} é definida da mesma forma que para o caso de estratégias dominantes, ou seja, as ações de todos os jogadores menos a minha e foi previamente definida em (2.1).

Antes de uma definição formal para o equilíbrio de Nash (NE), é necessário definir o conceito de melhor resposta. A melhor resposta de um jogador i ao perfil de estratégias a_{-i} é uma estratégia a_i^* dado que $u_i(a_i^*, a_{-i}) \geq u_i(a_i, a_{-i})$ para todas as estratégias $a_i \in A_i$. Em outras palavras a melhor resposta para um jogador será aquela com a qual a utilidade obtida seja maior ou igual a qualquer outra que o jogador poderia obter se escolhesse outra ação.

Um conjunto de estratégias $a = (a_1, \dots, a_n)$, será uma estratégia pura do equilíbrio de Nash para todos os jogadores i, se a_i é a melhor resposta para a_{-i}.

A definição é similar à da estratégia dominante, mas existe uma diferença critica. Uma estratégia pura do equilíbrio de Nash (NE) só precisa que a ação escolhida por um agente seja a melhor com relação ao equilíbrio atual das ações escolhidas por outros jogadores, e não necessariamente com relação a todas as possíveis ações dos usuários.

Uma propriedade do equilíbrio de Nash é a estabilidade: se um jogador espera que a seja o perfil de ações jogado, então nenhum jogador terá um incentivo para mudar a ação dele. Em outras palavras, nenhum jogador se arrepende de jogar a ação que jogo em um equilíbrio de Nash.

Em alguns casos, a melhor resposta de um jogador às ações do outro é única. Um equilíbrio de Nash no qual todos os jogadores estão jogando ações que são a única melhor resposta é conhecido como um equilíbrio estrito de Nash. Um conjunto de estratégias dominante será um equilíbrio de Nash mas não vice-versa. A seguir serão apresentados dois exemplos de jogos e sua solução com o equilíbrio de Nash.

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1321828/CA

Exemplo 1: Consideremos o seguinte jogo entre duas companhias A e B, que estão se decidindo entre realizar ou não uma campanha de vendas. Na Tabela 2.4 pode-se observar a descrição do jogo e as utilidades que podem-se obter através do mesmo.

		Companhia B	
		Fazer Campanha	Não Fazer Campanha
Companhia A	Fazer Campanha	10,5	15,0
	Não Fazer Campanha	6,8	20,2

Tabela 2.4: Exemplo do equilíbrio de Nash

Os valores das utilidades podem ser considerados como os lucros que cada empresa obterá na condição de fazer ou não a campanha. Se ambas companhias fazem a campanha, a companhia A terá um lucro de 10 enquanto a companhia B terá um lucro de 5. Se a companhia A fizer a campanha e a companhia B não fizer, a empresa A terá um lucro igual a 15 enquanto a companhia B não terá lucro. Se a companhia A decide não fazer a campanha, mas a companhia B faz a campanha, o lucro da companhia A será igual a 6 enquanto o da companhia B igual a 8. Finalmente se ambas companhias decidirem não fazer a campanha o lucro da companhia A será igual a 20 porque é uma companhia bem estabelecida no mercado enquanto o lucro da companhia B é igual a 2.

Para a companhia B, a melhor decisão é fazer a campanha dado que, seja qual for a decisão de A, terá um lucro maior que se decidir não fazer a campanha. Com a companhia A acontece o mesmo. Já que embora o maior lucro do jogo para a companhia A seja atingido quando ambas companhias não fazem a campanha, a companhia B nunca escolherá esta ação dado que em qualquer situação obtém maiores lucros realizando a campanha, o que deixaria a companhia A com um lucro de 6 se escolher não fazer a campanha. É por isto que a companhia A escolhe a fazer a campanha para ter um maior lucro quando a companhia B escolhe fazer a campanha. Portanto, a estratégia fazer campanha para ambas companhias é o equilíbrio de Nash deste jogo.

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1321828/CA

Exemplo 2: O seguinte exemplo consiste em um jogo de dois jogadores no qual, um homem, H, e uma mulher, M, combinam de saírem juntos. O principal interesse de ambos é de se encontrar no mesmo lugar e realizar a mesma atividade, mas o homem prefere ir ao cinema, enquanto a mulher gostaria que eles fossem ao teatro. Na Tabela 2.5 encontra-se representado o jogo em questão. Interpretando as utilidades deste jogo podemos observar que se ambos jogadores não escolhem a mesma ação, a utilidade no jogo para ambos será nula dado que o principal objetivo deles é saírem juntos o que não ocorreria se cada um escolhe uma atividade diferente. Este jogo possui duas estratégias puras do equilíbrio de Nash. Elas acontecem quando os dois jogadores escolhem o mesmo local para se encontrar. Ambos terão uma utilidade positiva porque conseguiram sair juntos. No caso deles escolherem ir ao cinema o homem terá uma maior utilidade dado que essa era a atividade preferida por ele e se forem para o teatro a mulher terá uma maior utilidade porque esta era a atividade da sua preferência.

		Jogador M	
		Cinema	Teatro
Jogador	Cinema	2,1	0,0
H	Teatro	0,0	1,2

Tabela 2.5: Exemplo II do equilíbrio de Nash

2.3.3. Estratégias mistas

Nem sempre fazer uso de uma estratégia determinística será útil. Pode ser que nenhum par de estratégias sirva para ambos jogadores e que no jogo não exista um equilíbrio de Nash. Para estes casos, existe uma solução alternativa, atribuir uma distribuição de probabilidades sobre cada conjunto de estratégias.

Portanto consideramos que para qualquer conjunto X teremos $\Pi(X)$ que representa o conjunto da distribuição de probabilidades sobre X. Assim o conjunto de estratégias mistas para um jogador i será igual a $S_i = \Pi(A_i)$, lembrando que A_i representa o perfil de ações. O conjunto de estratégias mistas é simplesmente o produto cartesiano das estratégias mistas de cada usuário, $S_1 \times \cdots \times S_n$.

A probabilidade de que uma ação seja jogada com a estratégia mista $s_i \in S_i$ é representada como $s_i(a_i)$. O subconjunto de ações que foram atribuídas com uma

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1321828/CA

probabilidade positiva pela estratégia mista s_i é conhecido como o suporte de s_i e o somatório das mesmas deve ser igual a um. Portanto o suporte de uma estratégia mista s_i para um usuário i é o conjunto de estratégias puras $\{a_i | s_i(a_i) > 0\}$. Note-se que uma estratégia pura é um caso especial de uma estratégia mista, no qual o suporte é uma ação única. Outro caso de estudo é o definido como estratégias totalmente mistas, neste caso é atribuída uma probabilidade a cada possível ação. Na Tabela 2.6 é apresentado um exemplo de um jogo com estratégias mistas representado na forma normal. Podemos observar que cada jogador outorga uma probabilidade a cada ação possível, por exemplo no caso do jogador 1, ele jogará a ação B 2/3 das vezes.

		Jogador 2	
		B $\frac{1}{3}$	F $\frac{2}{3}$
Jogador 1	B $\frac{2}{3}$	2,1	0,0
	F $\frac{1}{3}$	0,0	1,2

Tabela 2.6: Exemplo I jogo de estratégias mistas

2.3.4. Jogos de Informação perfeita

Geralmente os jogos de informação perfeita são representados na forma extensiva. A mesma é uma representação alternativa com base na Teoria dos Grafos, cada usuário é representado por um vértice ou nó e cada aresta representa uma possível ação, enquanto as "folhas" serão as saídas ou utilidades do jogo. Este tipo de representação finita nem sempre assume que os jogadores atuam simultaneamente e permite ter em consideração noções de tempo.

Um jogo com informação perfeita é definido por $(N, A, H, Z, \mathrm{X}, \rho, \sigma, u)$, onde:

- N é o conjunto de n jogadores.
- A é o conjunto de todas as ações possíveis do jogo
- H representa o conjunto de vértices que não são os nós de destino
- Z é o conjunto de nós finais ou destino, disjunta de H
- $\mathrm{X}: H \rightarrow 2^A$ é a função de ação, que atribui a cada nó de escolha um conjunto de ações possíveis

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1321828/CA

- $\rho: H \rightarrow N$ é a função do jogador, que atribui a cada nó não terminal um jogador $i \in N$ quem escolhe uma ação nesse nó.
- $\sigma: H \times A \rightarrow H \cup Z$ é a função sucessora, que mapeia um nó de escolha e uma ação para um novo nó de escolha ou nó terminal, de modo que, para todos os $h_1, h_2 \in H$ e $a_1, a_2 \in A$ se $\sigma(h_1, a_1) = \sigma(h_2, a_2)$ então $h_1 = h_2$ e $a_1 = a_2$
- A função de utilidade $u = u_1, \cdots, u_n$ onde $u_i: Z \rightarrow \mathbb{R}$ é a função de utilidade do jogador i nos nós terminais contidos em Z

Um exemplo desse tipo de jogo pode ser observado na Figura 2.7. Consideremos que temos um jogo no qual dois jogadores devem decidir se dividem duas utilidades indivisíveis. Primeiramente, o jogador 1 deve escolher a sua ação, ele pode se decidir por tentar obter a totalidade das utilidades (ação A), por dividir as mesmas com o outro jogador (ação B) ou por oferecer a totalidade das utilidades ao outro jogador (ação C). Logo o jogador 2 deverá decidir se aceita a oferta realizada pelo jogador um.

As estratégias puras para este tipo de jogos são definidas como a especificação completa das estratégias determinísticas tomadas em cada nó pertencente ao usuário, independentemente de ser ou não possível alcançar esse nó dado as escolhas de outros jogadores ou outras escolhas próprias. As estratégias puras do jogador 1 e do jogador 2 para o jogo da Figura 2.7 são as seguintes:

$$S_1 = \{A, B, C\}$$

$$S_2 = \left\{ \begin{matrix} (sim, sim, sim), (sim, sim, não), (sim, não, sim), (sim, não, não\ ), \\ (não, sim, sim), (não, sim, não), (não, não, sim), (não, não, não) \end{matrix} \right\}$$

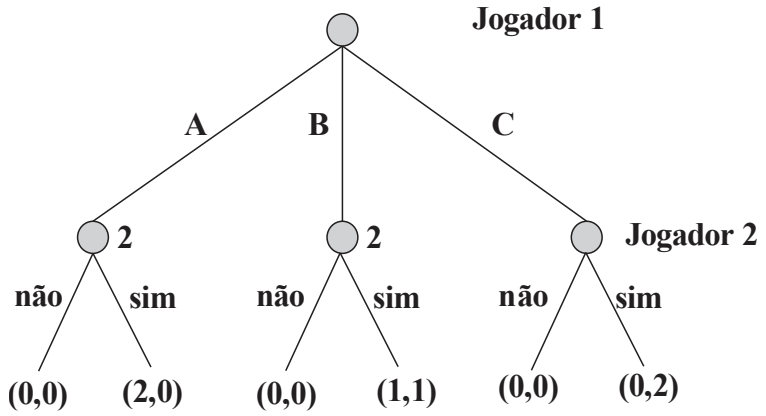

Figura 2.7: Exemplo de jogo representado na forma extensiva

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1321828/CA

Para ilustrar outros conceitos, consideremos o jogo apresentado na Figura 2.8. Neste, cada jogador, deve escolher uma ação em cada um dos seus nós de decisão. A primeira decisão do jogador 1 é a escolha entre A ou B e a segunda é a escolha entre G ou H. O jogador 2 deve escolher entre C e D e a segunda escolha deste usuário é entre as ações E e F. Portanto as estratégias de cada jogador são apresentadas a seguir:

$$S_1 = \{(A,G),(A,H),(B,G),(B,H)\}$$
$$S_2 = \{(C,E),(C,F),(D,E),(D,F)\}$$

Como pode se observar, todas as estratégias têm que ser consideradas incluindo as estratégias (A,G) e (A,H) embora o jogo não chegue nunca na segunda decisão do jogador 1 pois sua primeira decisão fez com que o jogo tome outra direção.

É importante esclarecer que os conceitos de melhor resposta e de equilíbrio de Nash são os mesmos definidos para um jogo representado pela forma normal.

Na prática todo jogo de informação perfeita representado pela forma extensiva pode ser convertido a um jogo equivalente na forma normal, mas não vice-versa. O processo de conversão é simples, realiza-se a combinação de cada estratégia do jogador 1 com todas as estratégias do jogador 2 e observa-se qual seria a saída no jogo representado na forma extensiva para cada combinação.

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1321828/CA

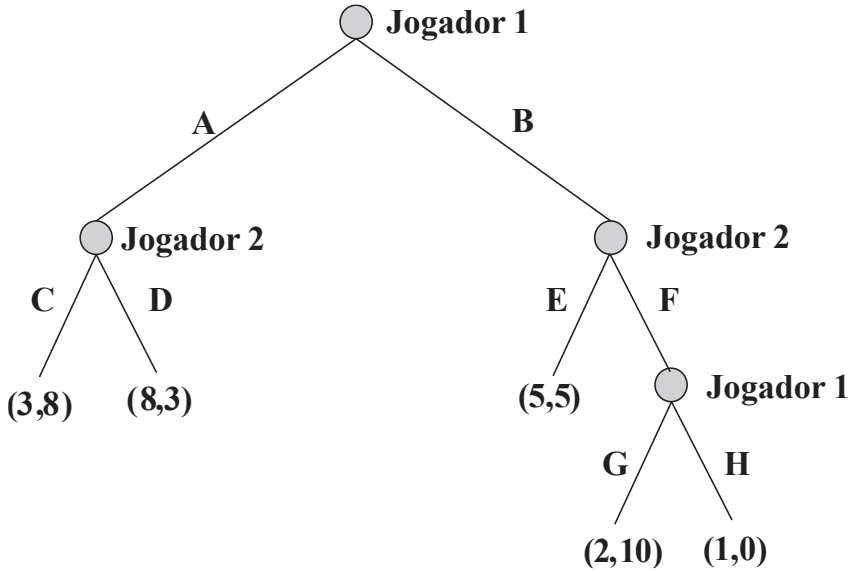

Figura 2.8: Jogo de informação perfeita representado na forma extensiva

Por exemplo, para o jogador 1 começamos com a estratégia (A, G) e para jogador 2 a estratégia (C, E), a saída do jogo para estas estratégias seria $(3,8)$, então, preenchemos este valor na célula correspondente da tabela. Deve-se continuar o processo para as estratégias (A, G), (C, F), e assim sucessivamente até preencher na tabela as saídas de todas as combinações possíveis. Na Tabela 2.7 temos a representação na forma normal do jogo apresentado na Figura 2.8. A primeira diferença que pode ser observada em ambas representações é de que no caso da representação extensiva temos cinco possíveis saídas ou soluções enquanto que na forma normal teremos 16. Isto acontece devido à estrutura sequencial da forma extensiva o que resulta em que na forma normal existam algumas soluções redundantes. O pagamento $(3,8)$ pode ser observado uma única vez na Figura 2.8 enquanto que na Tabela 2.7 temos o mesmo repetindo-se quatro vezes. Embora a transformação seja possível e útil, a mesma pode resultar numa matriz de dados excessivamente grande o que dificulta a representação e consequentemente a análise.

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1321828/CA

		Jogador 2			
		(C,E)	(C,F)	(D,E)	(D,F)
Jogador 1	(A,G)	3,8	$\boxed{3,8}$	8,3	8,3
	(A,H)	3,8	$\boxed{3,8}$	8,3	8,3
	(B,G)	5,5	2,10	5,5	2,10
	(B,H)	$\boxed{5,5}$	1,0	5,5	1,0

Tabela 2.7: Exemplo da transformação de uma representação extensiva a uma representação normal

As saídas do jogo que se encontram ressaltadas na Tabela 2.7 são as que permitem chegar no equilíbrio de Nash, dois destes equilíbrios que serão analisados também são apresentados na forma extensiva na Figura 2.9 Analisemos primeiramente o equilíbrio $\{(A, G), (C, F)\}$. Se o jogador 1 escolhe a ação A, o jogador 2 terá uma utilidade maior escolhendo ou jogando a ação C do que escolhendo a opção D. Já se o jogador 2 escolhe a estratégia (C, F) ao invés da estratégia (C, E) tentando procurar uma maior utilidade e o jogador 1 prefere jogar B na sua primeira escolha a utilidade recebida para o jogador 1 será menor que a do primeiro caso portanto a estratégia $\{(A, G), (C, F)\}$ é um equilíbrio.

O segundo equilíbrio é dado pela estratégia $\{(B,H),(C,E)\}$. Embora a estratégia $\{(B,G),(C,E)\}$ tenha um maior sentido ela não é um equilíbrio, a melhor resposta do jogador 2 a estratégia (B,G) do jogador 1 é (C,F) dado que assim terá uma maior utilidade. Portanto, a única forma de que o jogador 2 escolha jogar a ação E seria se soubesse que o jogador 1 escolhera a ação H na sua segunda decisão. Este comportamento do jogador 1 é conhecido como ameaça, se comprometendo a realizar uma ação que prejudica ao jogador 2 na sua segunda decisão, evitando assim que o jogo chegue na última parte da árvore que consequentemente é a que tem a maior utilidade para o jogador 2 e as utilidades mais baixas do jogo para o jogador 1. A ameaça faz com que o jogador 1 consiga uma utilidade igual a 5 muito melhor do que teria recebido se o jogador 2 escolhesse a ação F. Tudo teoricamente correto mas o problema acontece quando o jogador 2 não acredita na ameaça do jogador 1, dado que se o jogo chega ao ponto da segunda decisão do jogador 1 escolher a ação H sobre a ação G reduziria também o valor da sua própria utilidade. Portanto, o equilíbrio $\{(B,H),(C,E)\}$ pode ser considerado não satisfatório. É por este tipo de problemas que para este tipo de jogos existe um conceito conhecido como equilíbrio dos subjogos.

Dado um jogo de informação perfeita na forma extensiva, um subjogo do mesmo será composto por um nó de decisão h e as suas ações descendentes. O conjunto de subjogos considera um subjogo para cada nó de decisão do jogo. Um subjogo pode ser considerado como a divisão do jogo em vários jogos menores, para analisar separadamente cada porção da árvore. O equilíbrio perfeito do subjogo (SPE) de um jogo são todos os perfis de estratégia s tal que para qualquer subjogo do jogo, as soluções sejam um equilíbrio de Nash do próprio. Em outras palavras o equilíbrio do subjogo é determinar se em cada ponto de decisão a ação tomada pelos jogadores é um equilíbrio de Nash. Todos os equilíbrios perfeitos de um subjogo são um equilíbrio de Nash mas não todos os equilíbrios de Nash são um equilíbrio de um subjogo.

O critério do equilíbrio dos subjogos elimina o problema das ameaças não críveis apresentado no exemplo anterior. Consideremos então que o jogo de forma extensiva da Figura 2.8 possui um único SPE, $\{(A,G),(C,F)\}$. Os outros dois NE do jogo não são SPE. Consideremos o subjogo que começa na segunda decisão do

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1321828/CA

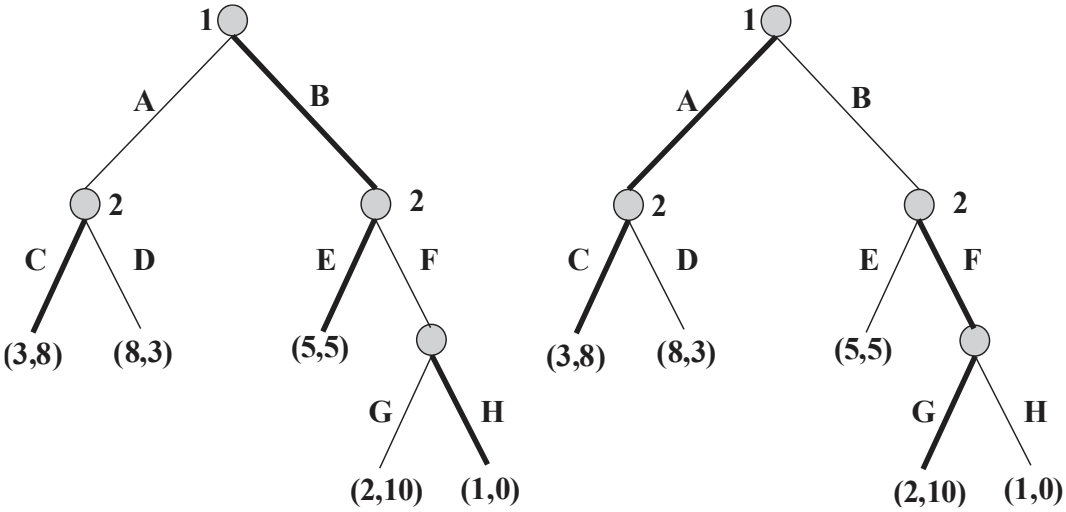

Figura 2.9: Equilíbrios do jogo apresentado na Figura 2.8:
$\{(\boldsymbol{A},\boldsymbol{G}),(\boldsymbol{C},\boldsymbol{F})\}$ **e** $\{(\boldsymbol{B},\boldsymbol{H}),(\boldsymbol{C},\boldsymbol{E})\}$

jogador 1. O único equilíbrio de Nash para o mesmo é jogar a ação G. Portanto, a ação H que forma parte dos outros dois equilíbrios de Nash não é ótima neste subjogo e não pode ser considerada como parte de um SPE do jogo todo.

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1321828/CA

3
Modelagem

Neste capítulo, serão analisadas duas questões de grande importância nas redes MCS: a mobilidade humana e a captação de usuários. Foi desenvolvido um modelo de mobilidade para a cidade de Rio de Janeiro que considera os limitantes da topologia da cidade e as atividades que as pessoas realizam no dia a dia. Também foram concebidos dois modelos de incentivo que priorizam em primeira instância a captação de usuários e a determinação do tipo de usuários. O primeiro modelo de incentivo representa uma abordagem inicial e introduz alguns dos assuntos que devem ser considerados quando se projeta um modelo deste tipo, o principal objetivo do mesmo é comprovar a modelagem do comportamento dos usuários. Já o segundo modelo nasce a partir da representação do problema em questão através da Teoria de Jogos, possui maiores conceitos teóricos e considera uma maior quantidade de informação na sua tomada de decisões.

Na Seção 3.1, é apresentado o modelo do sistema, que pode ser considerado como a descrição da arquitetura de MCS usada para o desenvolvimento e testes dos modelos apresentados. Na Seção 3.2, é apresentada a modelagem utilizada para definir o comportamento dos usuários. Na Seção 3.3, é apresentado o modelo de mobilidade. Finalmente, na Seção 3.4, são apresentados os dois modelos de incentivo projetados e propostos nesta tese.

3.1
Modelo do sistema

O modelo de sistema adotado é basicamente o apresentado na Figura 3.1, onde existe uma plataforma que pela demanda de um solicitante precisa coletar uma certa informação a partir de um determinado conjunto de participantes que será coletada através dos seus dispositivos móveis.

Uma descrição mais detalhada seria a seguinte: será considerada uma plataforma que precisa informações sobre uma quantidade de eventos E. Cada evento é indexado por um número $j \in \{1,2, \dots E\}$ e é diretamente relacionado a uma

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1321828/CA

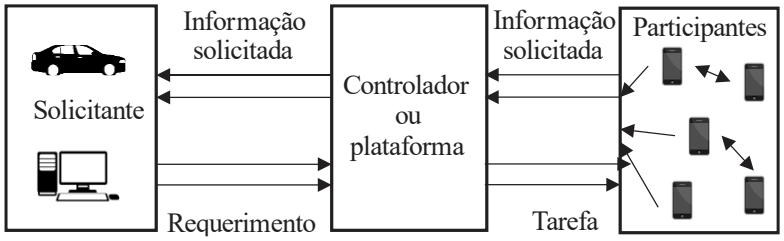

Figura 3.1: Modelo de um sistema de *mobile crowd sensing*

localização física. Neste caso, cada localização física representa a área de cobertura de uma rádio-base de telefonia móvel representada teoricamente como um hexágono. Esta relação pode ser evidenciada na Figura 3.2.

Portanto em uma área de interesse teremos um número A de localizações físicas. As informações são coletadas por um conjunto de potenciais colaboradores *N,* criando assim uma rede de sensoriamento coletivo. Cada usuário i deste conjunto, $i \in \{1,2, \dots N\}$ possui diferentes habilidades e interesses. Da mesma forma, os usuários diferenciam-se pela sensibilidade à recepção de incentivos extrínsecos e por suas crenças, sentimentos, gostos, prioridades ou desejos que determinam a sua motivação interna ou intrínseca.

Em determinados instantes de tempo a plataforma requer informações de interesse E em distintos pontos $a \in \{1,2, \dots A\}$ da área analisada. A mesma oferece um incentivo ou pagamento K_i para motivar a participação do usuário. Os participantes recebem a solicitação e decidem se realizam o sensoriamento. Caso eles decidam participar, enviam os dados solicitados à plataforma e posteriormente receberão o seu incentivo.

Inicialmente a plataforma não terá um limitante de orçamento para incentivar a contribuição dos distintos usuários i nos distintos eventos j. Uma das hipóteses do nosso trabalho é que a participação dos usuários em uma tarefa varia de acordo ao grau ou quantidade de incentivos extrínsecos apresentados a ele. Considerando assim, que cada usuário reage de diferente forma aos distintos incentivos. Deve ser considerado, também, que alguns dos usuários são mais suscetíveis que outros a pagamentos menores, enquanto outros só podem ser mobilizados por ofertas maiores.

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1321828/CA

3.2
Comportamento dos usuários

Na maioria das abordagens da literatura, considera-se a não participação de um usuário como uma questão estratégica do mesmo. Não se considera que para qualquer usuário este tipo de aplicação ou abordagem pode ou não ser uma prioridade e que a disponibilidade de recursos (tempo, pacote de dados, bateria) para participar do sensoriamento coletivo móvel é variável. Ou seja, a falta de participação nem sempre deve ser considerada como uma falta de interesse. É por isto que para realizar a modelagem da decisão de participação de um usuário consideramos um modelo probabilístico, que foi projetado a partir dos conceitos apresentados a seguir:

Definição 1: A participação de um usuário i, em uma rede de sensoriamento coletivo será definida como uma probabilidade que levará em consideração as motivações pessoais (intrínseca e/ou extrínseca) de cada usuário. A probabilidade de cooperação ou participação do usuário i será dada por uma função da soma de ambas motivações:

$$P_{cooperação_i} = f\left(Motivação_{intrinseca_i} + Motivação_{extrinseca_i}\right) \quad (3.1)$$

Definição 2: Os níveis de motivações intrínsecas e extrínsecas serão modelados como probabilidades e as mesmas serão iguais a:

$$P_{MI_i} = \gamma_i \times P_{I_i} \quad (3.2)$$

$$P_{ME_i} = \phi_i \times P_{E_i} \quad (3.3)$$

Onde P_{I_i} e $P_{E_i} \in [0,1]$ representaram qual a probabilidade de ocorrência da cooperação dado que a motivação é intrínseca ou extrínseca respectivamente. γ_i e ϕ_i são consideradas como o peso que cada pessoa outorga as motivações próprias e cumprem a condição $\gamma_i + \phi_i = 1$

Definição 3: A tendência dos usuários para participar de uma tarefa varia de acordo ao grau ou quantidade de incentivos extrínsecos apresentados a ele. A variável K representa a existência do incentivo e será um valor entre zero e um que afetará diretamente a motivação extrínseca:

$$P_{ME_i} \rightarrow K_i \times P_{ME_i} \quad (3.4)$$

Portanto, a partir das definições (3.1), (3.2) e (3.3) temos que:

$$P_{cooperação_i} = \gamma_i \times P_{I_i} + K_i \times \left(\phi_i \times P_{E_i}\right) \quad (3.5)$$

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1321828/CA

Cada participante ou usuário i terá definida uma motivação extrínseca ($\phi \times P_E$) e uma motivação intrínseca ($\gamma \times P_I$), desta forma nosso modelo conseguirá ter uma população que adote diferentes reações aos diversos incentivos oferecidos. Além de que o enfoque probabilístico nos permite simular a disponibilidade de recursos do usuário, conseguindo assim, uma representação abstrata do mundo real.

3.3 Modelo de mobilidade baseado em grafos para a cidade de Rio de Janeiro

Os modelos de mobilidade são desenhados para descrever o padrão do movimento dos usuários móveis e como a sua velocidade e localização mudam com relação ao tempo. Padrões de mobilidade podem afetar o desempenho dos protocolos de comunicação especialmente nas redes MCS, onde a mobilidade dos humanos se torna uma característica importante para se ter uma boa cobertura e conectividade. Modelos de mobilidade devem ser o mais próximo possível dos movimentos reais dos usuários. Caso contrário as análises e conclusões obtidas através dos mesmos serão errados e não contribuem no projeto do sistema.

Assim como em [48], projetamos um modelo de mobilidade baseado em grafos, neste caso para a cidade de Rio de Janeiro, Brasil [58].

Um grafo *G = (V,E)* representará uma região especifica, previamente definida, da cidade onde se encontraram os usuários da MCS. Os vértices do grafo $V = \{v_1, v_2, \dots \dots, v_{n-1}, v_n\}$ serão os locais que o usuário pode visitar. As arestas do mesmo representarão as rotas que conectam estes locais $e_{12} = (v_1, v_2)$. Em um grafo cada aresta costuma receber um peso ou um valor que denote certo tipo de métrica, *w(e)*. No nosso caso, esse peso será a distância euclidiana entre os dois vértices. Na equação 3.6 pode-se observar a representação onde v_1 e v_n são dois locais e *dist* a distância entre ambos.

$$w(e) = dist(v_1, v_n) \tag{3.6}$$

O caminho ou trajetória para um usuário i é definido por uma sequência de vértices, como apresentado em 3.7.

$$(v_{i_1}, \dots \dots, v_{i_n}), \in V \tag{3.7}$$

A trajetória que um usuário seguirá é definida por uma sequência de vértices, como expressado em 3.8.

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1321828/CA

$$dist\left(v_{i_j}, \dots\dots, v_{i_n}\right) = \sum_{j=1}^{n-1}\left(dist\left(v_{i_j}, v_{i_{j+1}}\right)\right) \tag{3.8}$$

Em [48] a infraestrutura base do modelo é o serviço de metrô da cidade, o que facilita a modelagem. Dado que cada estação é representada como um vértice v e os trilhos que comunicam as estações são representadas como arestas e.

No nosso caso não podemos basear nosso modelo no serviço de metrô dado que o mesmo possui poucas linhas e não consegue conectar muitos pontos da cidade pela qual o principal meio de transporte são os ônibus e veículos pessoais. Dado que queremos analisar o comportamento real da mobilidade humana, nosso modelo tem que incluir uma porção considerável da cidade. Então, é necessário encontrar outra forma que nos permita representar a cidade em vértices e arestas. A Figura 3.3 apresenta a área da cidade que desejamos cobrir. Essa área foi escolhida porque na mesma se encontram locais de grande movimentação como zonas turísticas, centro financeiro, etc.

Nossa ideia nasce a partir da análise de uma estação rádio-base de telefonia móvel. Todas as cidades estão cheias das mesmas e cada uma outorga cobertura a uma determinada área. Esta cobertura é modelada teoricamente como um disco ou hexágono. A partir deste princípio, determinamos cobrir a área definida com hexágonos, para poder cobrir com os mesmos toda a área de interesse. Na Figura 3.2, podemos ver que cada hexágono representará uma região ou porção da área definida, como definido previamente no modelo do sistema na seção 3.1.

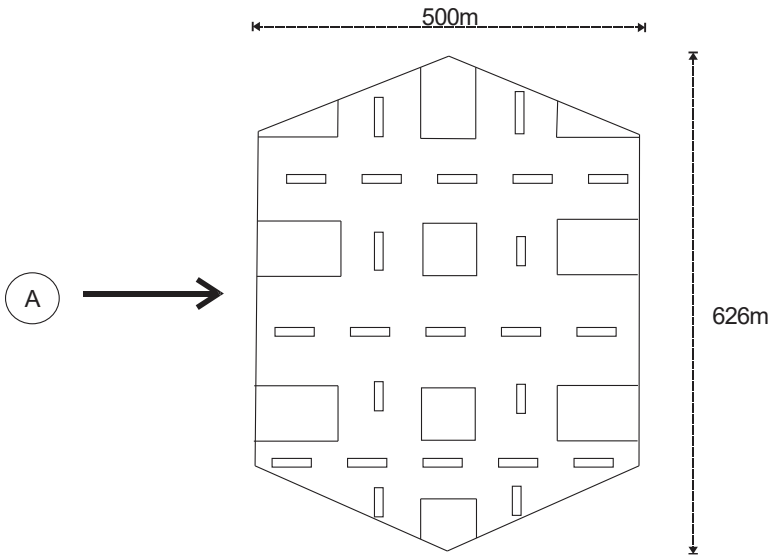

Figura 3.2: Representação de uma área da cidade como um vértice

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1321828/CA

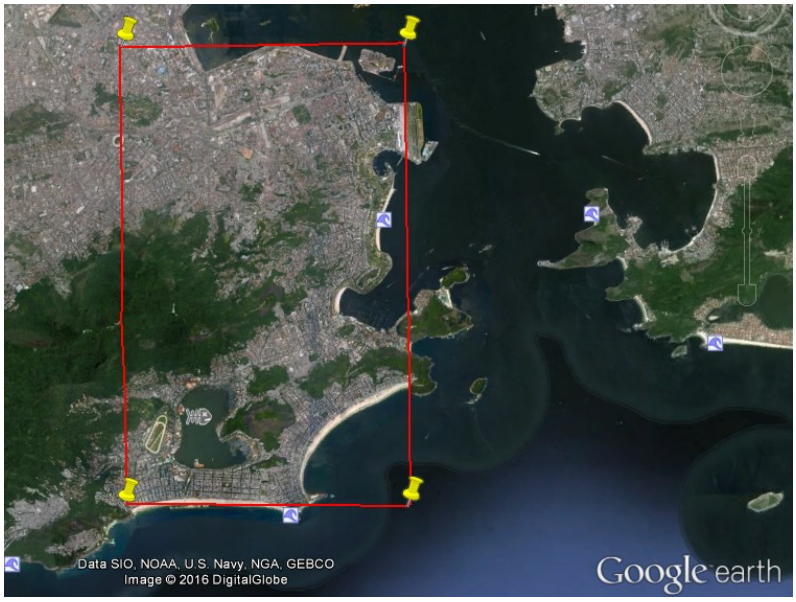

Figura 3.3: Área da cidade de Rio de Janeiro na qual trabalharemos o modelo

Na Figura 3.4 é apresentada a modelagem da área de interesse mediante um grafo.

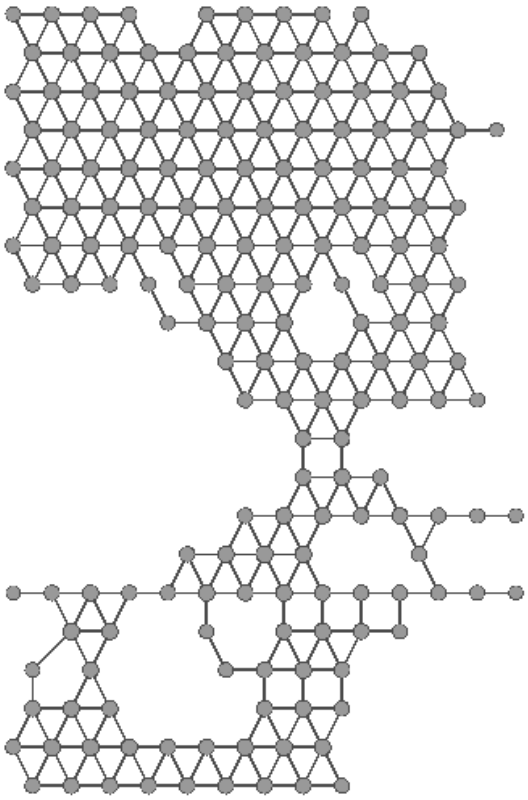

Figura 3.4: Modelagem mediante grafo de uma determinada área da cidade de Rio de Janeiro

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1321828/CA

Um critério importante que precisa ser definido são os locais de início e de destino de cada usuário. Duas probabilidades serão outorgadas a cada vértice considerando a distribuição geográfica dos pontos de interesse na respectiva área. Uma probabilidade que define a possibilidade de ser um ponto de início, e uma probabilidade que representa a possibilidade de ser um ponto final (ou de destino). Este conjunto de probabilidades procura caracterizar o cenário de mobilidade onde as características da infraestrutura da área abordada e as atividades dos usuários são consideradas. Vértices onde existe uma maior concentração de locais de trabalho terão uma maior probabilidade de ser um ponto de destino, e locais onde existe uma maior concentração de espaços residenciais terão uma maior probabilidade de ser um ponto de início. Para determinar estas probabilidades com dados reais, fizemos uso de dados da prefeitura da cidade do Rio de Janeiro que disponibiliza no seu site dados como o número de empregos formais por região administrativa e o número de habitantes por região administrativa [59] e, a partir desses dados podemos determinar a probabilidade com a qual os vértices de uma determinada região serão vértices de início ou destino. Estes dados foram tabulados e são apresentado na Tabela 3.1.

Na Tabela 3.1 podemos observar as distintas regiões administrativas que são consideradas na área escolhida, os números de empregos formais e os habitantes de cada região.

Para que cada usuário escolha seu ponto inicial e de destino, cada vértice do grafo será submetido a um ensaio de Bernoulli usando as probabilidades previamente definidas para cada vértice na Tabela 3.1.

É necessário definir a velocidade com a qual cada usuário se movimentará por seu trajeto. Serão definidas duas velocidades uma máxima e uma mínima, V_{max} e V_{min}, respectivamente. Cada usuário escolherá uma velocidade V_r que será um valor aleatório escolhido entre esses dois valores. Consideramos que a velocidade do usuário será constante ao longo do trajeto.

Finalmente, é importante destacar que nosso modelo considera a mobilidade do usuário ao longo do dia. Geralmente, a rotina de uma pessoa começa com a mesma saindo de sua residência em direção ao local onde realiza a sua atividade principal (trabalho ou estudo). O mesmo permanece a maior parte do dia neste local específico (escritório, faculdade, colégio, trabalho), e no final do mesmo realiza o caminho de retorno a sua residência.

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1321828/CA

Região adminis-trativa	Bairro	% postos de trabalho por Região	N° de emp. formais	Habitantes	Prob. inicio	Prob. Destino
Centro	Lapa	23,75%	462888,45	1065	0,0816	0,9183
	Centro			40077		
Rio Comprido	Catumbi	7,02%	136820,0808	12556	0,2413	0,7586
	Cidade Nova			5466		
	Estácio			17189		
	Rio Comprido			8321		
Botafogo	Botafogo	6,85%	133506,774	78674	0,6333	0,3666
	Catete			22668		
	Cosme Velho			7178		
	Flamengo			48432		
	Gloria			9661		
	Humaitá			13285		
	Laranjeiras			43617		
	Urca			7061		
Copacaba-na	Leme	2,40%	46776,096	36144	0,7896	0,2103
	Copacabana			139421		
Lagoa	Lagoa	4,35%	84781,674	44616	0,6928	0,3071
	Ipanema			93554		
	Leblon			13925		
	Jardim Botânico			24211		
	Gávea			14901		
São Cristovão	São Cristóvão	4,23%	82442,8692	26510	0,2433	0,7566
Tijuca	Praça da Bandeira	3,93%	38297,9286	8662	0,6976	0,3023
	Tijuca			79709,5		
Santa Teresa	Santa Teresa	0,10%	1949,004	40773	0,9543	0,0456
Vila Isabel	Maracanã	2,57%	12522,3507	25256	0,6685	0,3314
Portuária	Santo cristo	1,75%	34107,57	12330	0,4524	0,5475
	Gamboa			13108		
	Saúde			2749		

Tabela 3.1: Dados para determinar se um vértice é um local de início ou de destino

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1321828/CA

3.4
Modelo de incentivo

A captação de usuários é um dos problemas que tem que ser abordado quando se pensa nas redes MCS, já que este tipo de rede depende inteiramente dos usuários e a quantidade dos mesmos definirá a maioria das características da rede como conectividade e cobertura, dentre outras.

Como os dispositivos pertencem a seres humanos temos que pensar em um modelo ou mecanismo para atrair a participação dos mesmos neste tipo de abordagem. Segundo análises psicológicas e econômicas que visam caracterizar as atitudes que o ser humano adota, define-se, que, por natureza as pessoas são egoístas, calculistas e agem unicamente de acordo com o seu interesse pessoal [60]. Poderíamos afirmar que a maioria dos indivíduos só participará de uma ação coletiva quando lhes é dada uma vantagem própria, embora existem outras teorias que mostram que as atitudes adotadas dependem diretamente das suas crenças [61],[62]. A partir destas características são definidos dois tipos de motivação, a intrínseca e a extrínseca [63-65]. A primeira depende exclusivamente do indivíduo e tem ligação direta a suas crenças, sentimentos, gostos, prioridades, desejos e todo tipo de estímulos que se encontrem relacionados as questões internas. Já a motivação extrínseca é aquela que vêm de fora mediante processos que podem ser considerados como um reforço ou punição traduzidos, usualmente, em dinheiro ou avaliações. Estas recompensas visam proporcionar a satisfação ou o prazer que a tarefa em si não proporciona [66], [67]. As motivações extrínsecas e intrínsecas podem estar juntas em determinadas situações, por exemplo quando uma pessoa estuda um assunto que tem interesse (motivação intrínseca) e consegue através do estudo um bom grau (o reforço indica uma motivação extrínseca). Numa população, normalmente, são encontradas pessoas com distintos tipos e graus de motivação. Assim, é importante considerar este assunto na hora de realizar o projeto do modelo de incentivo.

3.4.1
Modelo de Incentivo 1

O modelo proposto [68] possui três etapas, sendo a primeira a captação de usuários, a segunda a desconsideração de usuários que não desejam participar da rede de sensoriamento coletivo e na última etapa o sistema visa diminuir o

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1321828/CA

pagamento inicial oferecido sem afetar a participação do usuário. O pseudocódigo e o fluxograma do modelo são apresentados na Figura 3.5 e na Figura 3.6 respectivamente.

O processo começa quando um candidato recebe uma solicitação da plataforma acompanhada do valor do incentivo que será outorgado pela participação. O usuário deverá decidir se deseja participar ou não. Esta decisão é modelada como o sorteio de um número aleatório que será comparado com a $P_{cooperação}$ que foi definida previamente em (3.5). Caso a probabilidade de cooperação seja maior que o número sorteado o usuário passará a compartilhar os dados solicitados e posteriormente receberá o incentivo por sua participação.
Se a probabilidade de cooperação for menor indicará que o usuário não se encontra o suficientemente motivado para participar e é assim que começa a segunda etapa do modelo.

Se o número de tentativas para participação, não sucedidas consecutivamente, do usuário i é maior que o número máximo de tentativas permitido, Max_t, o usuário será eliminado. Caso contrário deverá ser realizada uma atualização do incentivo, preparando uma nova oferta caso num futuro se precise a coleta de informação pelo mesmo usuário. A atualização do incentivo oferecido segue a seguinte equação:

$$K_i = Pgto_0 \times C_i + Dim_0 \times C_{dim_i} \tag{3.9}$$

Algoritmo 1: Modelo de incentivo

```
Sortear as características, ϕ, P_I e P_E para cada usuário i ∈ N
Sortear a localização física a ∈ A para cada usuário i ∈ N
foreach j ∈ E
    Escolher os usuários i que se encontram na célula a onde
    acontece o evento j
    Inicializar as seguintes variáveis: C_dim_i = 0; estavél_i = 0; C_i = 1;
    cnt_i = 0
        foreach i em a
                if estavél_i ≥ Estabilidade
                        C_dim_i + +;
                        estavél_i = 0;
                else C_dim_i = C_dim_i;
                end
                K_i = Pgto_0 × C_i + Dim_0 × C_dim_i;
                Calcular P_cooperação_i (3.5)
                if P_cooperação_i ≥ Random
                        Pgto_f_i = Pgto_f_i + K_i;
                        estavél_i = estavél_i + 1;
                else
                        cnt_i = cnt_i + 1;
                        if C_dim_i ≠ 0 then C_dim_i = C_dim_i − 1
                        else
                                if cnt_i ≥ Max_t then i ∉ N;
                                else C_i = C_i + 1; cnt_i = 0;
                                end
end     end     end     end
```

Figura 3.5: Pseudocódigo do modelo de incentivo 1

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1321828/CA

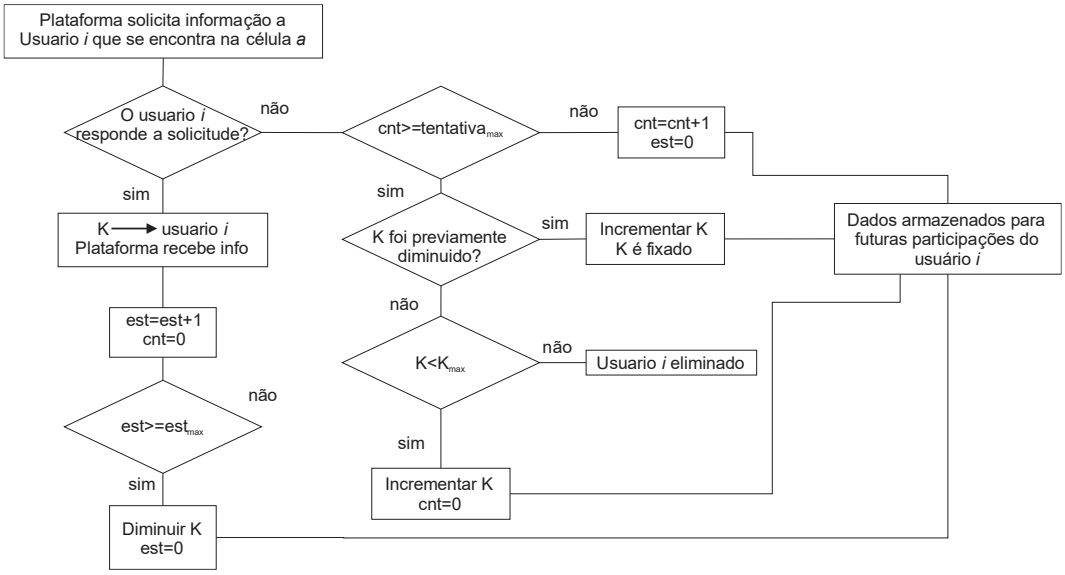

Figura 3.6: Fluxograma do modelo de incentivo 1

Onde $Pgto_0$ e Dim_0 são duas constantes previamente definidas que representam o valor do incremento e da diminuição respectivamente. C_i e C_{dim_i} são variáveis auxiliares que nos permitem determinar o nível de incremento e de diminuição respectivamente, e são iguais a 1 e a zero respectivamente. C_i será incrementado para observar em uma futura tentativa de participação se um incentivo maior consegue motivar a participação do usuário na rede. C_{dim_i} está relacionado com a terceira etapa do modelo que visa achar o valor mínimo de pagamento que cada usuário aceitaria. Ela depende diretamente da contagem das participações consecutivas de cada usuário. A cada tentativa de participação faz-se a verificação desse valor com o valor estabelecido como limiar. Caso a decisão for positiva, se procederá ao incremento do valor de C_{dim_i}, o que consequentemente fará diminuir o incentivo oferecido. Posteriormente, se reiniciará a variável que faz a contagem das participações consecutivas com a finalidade de analisar se o novo incentivo poderá ainda ser diminuído. O processo se repete até que a diminuição do pagamento faça o usuário deixar de participar e imediatamente se restitui o último pagamento aceito para a seguinte participação. A partir deste momento o mesmo não sofrerá nenhuma modificação e a plataforma terá encontrado o valor final de incentivo K para o usuário i.

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1321828/CA

3.4.2
Modelo de Incentivo 2

Este modelo de incentivo nasce a partir da seguinte análise: o processo de solicitação de informações da plataforma e a coleta das mesmas através dos usuários participantes pode ser representado a partir da Teoria de Jogos. O jogo possuirá dois jogadores, a plataforma e o usuário participante. O conjunto de ações ou estratégias será cooperação ou não cooperação para o usuário e no caso da plataforma a solicitação de informação ou a não solicitação da mesma. A utilidade do participante será dada pelo pagamento oferecido pela plataforma para realizar a coleta de informação.

Na Figura 3.7, podemos observar o jogo na sua forma normal e na sua forma extensiva. Podemos observar que a utilidade da plataforma será a quantidade de informação recebida e a utilidade do usuário o pagamento oferecido pela plataforma. Analisando esta primeira versão do jogo com o teorema de equilíbrio de Nash e com a teoria de estratégias dominantes, podemos ver que a única solução para ambos usuários será jogar cooperação para o usuário e solicitar informação para a plataforma.

Se este é o caso qualquer participante racional concluirá que a melhor opção será participar em todas as oportunidades que ele tiver, seja qual for o valor do incentivo K.

Devemos considerar que a participação de um usuário tem um custo abstrato (tempo, bateria, disponibilidade), que será representado pela variável c. O usuário só aceita participar quando o incentivo oferecido K é maior que o custo de participação c e assim teremos uma abordagem mais realista. O custo de participação é variável, depende das atividades da pessoa, do uso do dispositivo e das motivações pessoais. Isto faz que o mesmo se torne uma variável pessoal e diferente para cada usuário. Na Figura 3.8, é apresentado o modelo de jogo atualizado onde pode se observar que a abordagem em questão trata agora de um jogo de estratégias mistas, no qual o jogador ao invés de escolher um perfil de estratégias puras, deverá escolher uma distribuição de probabilidade sobre as mesmas.

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1321828/CA

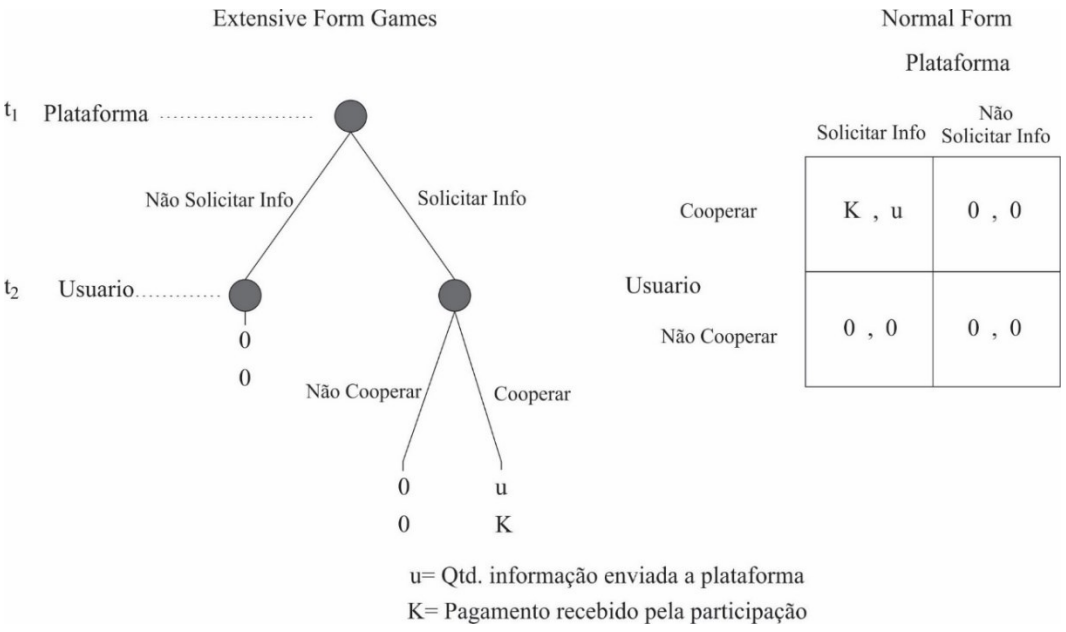

Figura 3.7: Representação de nosso problema como um jogo na forma normal e na forma extensiva

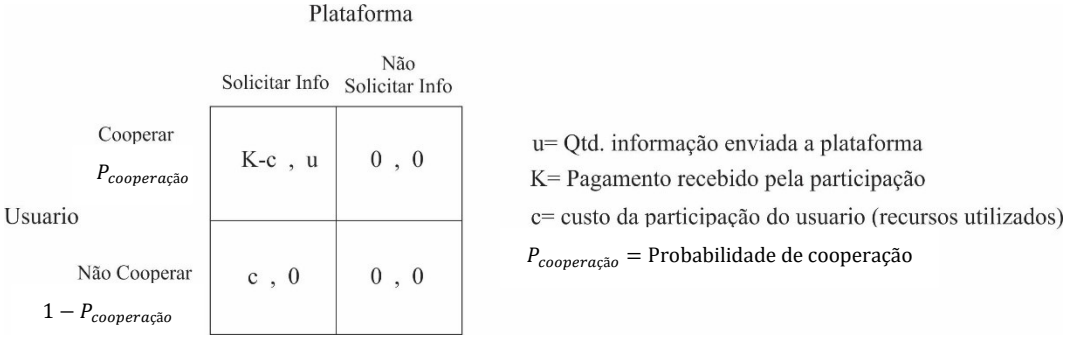

Figura 3.8: Representação de nosso problema como um jogo de estratégias mistas

Esta distribuição de probabilidade, também, pode ser considerada como a decisão de participação e será representada através da probabilidade de cooperação apresentada na equação (3.5).

Outra característica da nossa abordagem é que os participantes do jogo seguem uma sequência. Primeiramente, a plataforma solicita a informação e encaminha o pagamento ou incentivo oferecido, imediatamente depois, o usuário sabendo a demanda da plataforma e o pagamento oferecido poderá decidir o seu movimento considerando estas informações. Em uma ocasião futura, a plataforma pode precisar informações do mesmo usuário o que faria com que o jogo seja repetido. Isto pode acontecer em mais de uma ocasião, tendo assim um jogo repetitivo.

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1321828/CA

Assim o custo total do sistema para a plataforma será igual a:

$$K_{Total} = \sum_{j=1}^{E} \sum_{i=1}^{H} K_{ij} \tag{3.10}$$

Onde E representa a quantidade de eventos ou solicitações que a plataforma realiza e H o número de usuários que participaram encaminhando a informação solicitada.

Em síntese, nosso cenário constará de uma quantidade N de usuários e cada um deles jogará um jogo independente com a plataforma, isto pode ser evidenciado na Figura 3.9, na qual podemos observar que a plataforma jogará um jogo E vezes com H usuários. É importante esclarecer que o número de usuários participantes H pode ser diferente para cada evento j.

Este processo de interação estratégica permite criar um histórico do comportamento dos jogadores e, caso o jogo não sofra nenhuma modificação ao longo do tempo o resultado do mesmo será idêntico para todas as repetições. Neste caso, a plataforma realizará uma atualização do pagamento oferecido para cada repetição do jogo. O incentivo K afeta diretamente a motivação de cada pessoa e consequentemente a probabilidade de cooperação da equação (3.5). As respostas e o comportamento do usuário continuarão variando até atingir os requisitos da plataforma. Uma vez atingidos, o valor do pagamento será fixado fazendo que o

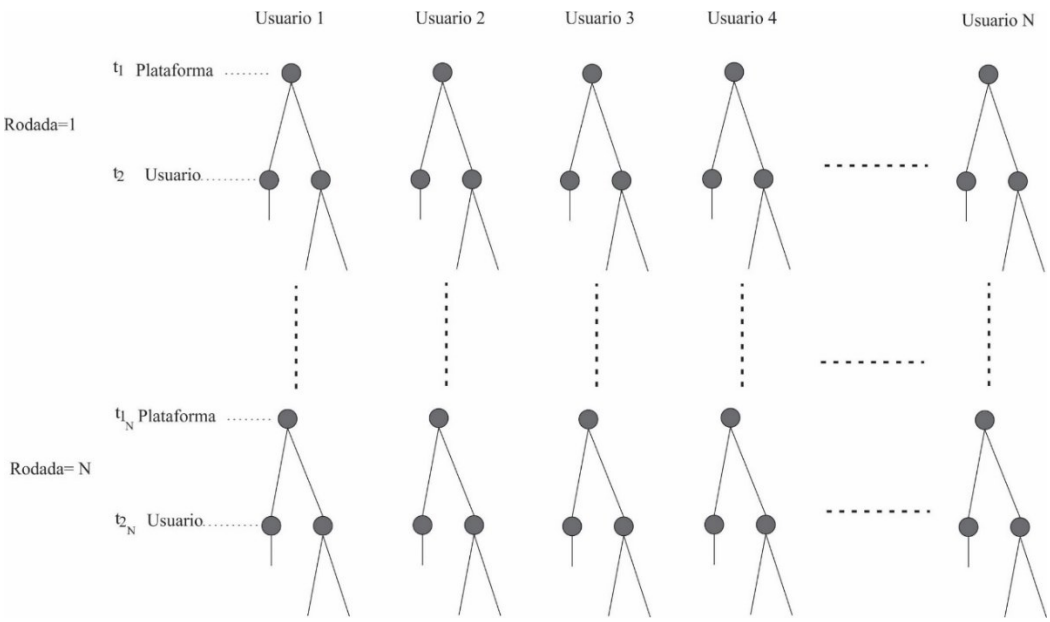

Figura 3.9: Representação da quantidade de jogos que a plataforma terá com os distintos usuários

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1321828/CA

comportamento do usuário seja estável. Como a plataforma é a que inicia o jogo e solicita a informação, a mesma terá o controle do jogo e decidirá a quantidade de oportunidades que um usuário participa do mesmo. O pagamento K que a plataforma oferece aos usuários será variável principalmente porque cada usuário reage de distintas formas aos incentivos oferecidos e assim, a plataforma poderá economizar evitando o pagamento máximo para todos os usuários.

Como os usuários reagem aos distintos incentivos é uma incógnita para a plataforma. A única informação que a plataforma possuí e consegue armazenar são as respostas dos usuários aos distintos pagamentos oferecidos. É a partir destes dados que ela tentara realizar a estimativa do pagamento K que será outorgado a cada usuário para cumprir com os requisitos do sistema.

A atualização do valor do pagamento oferecido K para cada usuário i em cada participação dependerá exclusivamente do comportamento do usuário i ao longo do tempo e é representada como:

$$\sigma_i = sta_i \times [(inc \times (1 - r_i) \times l_i \times m_i) - (dim \times r_i \times l_i \times d_i)] \quad (3.11)$$

Onde:

$sta_i =$ variável binária que representa se o pagamento foi fixado ou se continua variável para o usuário i

$inc =$ define o valor máximo do incremento do pagamento K

$dim =$ define o valor máximo da diminuição do pagamento K

$r_i =$ relação de cooperação do usuário i

$l_i =$ variável binária que considera se foi cumprido o número mínimo de interações entre a plataforma e o usuário i

$d_i =$ variável binária que representa quando o pagamento do usuário i deve ser diminuído

$m_i =$ variável binária que representa quando o pagamento do usuário i deve ser incrementado

Todas as variáveis apresentadas em (3.11) serão descritas e definidas nos seguintes parágrafos.

A variável r em (3.11) representa a resposta do usuário i aos distintos tipos de pagamentos oferecidos, considerada como a razão de cooperação ou como a reputação do usuário. Existem métricas de reputação criadas a partir da função densidade de probabilidade (PDF). Quando os eventos analisados são de natureza

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1321828/CA

binária, a PDF Beta pode ser utilizada para computar os mesmos [69-71]. O comportamento dos usuários pode ser representado a partir dos parâmetros de uma PDF Beta onde α representa a quantidade de interações positivas (participação ou cooperação), β a quantidade de interações negativas (não participação) e p a probabilidade de cooperação de um usuário.

A distribuição Beta $f(p|\alpha,\beta)$ pode ser expressa por meio da função gamma:

$$f(p|\alpha,\beta) = \frac{\Gamma(\alpha+\beta)}{\Gamma(\alpha)\Gamma(\beta)} p^{\alpha+1}(1-p)^{\beta-1}, \text{onde } 0 \leq p \leq 1, \alpha > 0, \beta > 0 \quad (3.12)$$

O valor esperado da distribuição Beta é dado pela seguinte equação:

$$E(p) = \frac{\alpha}{\alpha+\beta} \quad (3.13)$$

Assim a função densidade de probabilidade para a observação da participação dos usuários num futuro pode ser expressa através da análise das observações passadas. Considerando que a e b, são os contadores das interações positivas e negativas respectivamente:

$$\alpha = a + 1 \quad e \quad \beta = b + 1\,, \qquad \text{onde } a, b \geq 0 \quad (3.14)$$

Se consideramos um usuário que participa com o envio da informação 7 das 10 vezes nas quais foi considerado, teremos que $\alpha = 7$, $\beta = 3$ e $E(p) = 0.7$. O valor esperado pode ser interpretado da seguinte forma, embora a frequência relativa da participação de um usuário seja incerta, o valor mais provável é 0.7.

Portanto, a nossa razão ou relação de cooperação será igual a:

$$r_i = E(p) = \frac{\alpha_i}{\alpha_i + \beta_i} \quad (3.15)$$

Um dos requisitos que foi definido para a plataforma nasce a partir da relação de cooperação r. Determinou-se um intervalo de relações de cooperação para o usuário i $\left[lim_{inf_i}, lim_{sup_i}\right]$ e se a relação de cooperação r_i estiver dentro deste intervalo a plataforma considera como aceitável o comportamento do usuário i. A equação de atualização (3.11) procura o pagamento K para que cada usuário i consiga atingir o intervalo de participação satisfatório. Portanto, quando a relação r estiver acima do limite superior ou abaixo do limite inferior, o valor do pagamento oferecido será atualizado para a seguinte tentativa de participação.

As variáveis inc e dim são as que definem o valor do incremento e da diminuição do pagamento K, respectivamente. O valor de dim aqui neste trabalho é obtido através da seguinte relação:

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1321828/CA

$$dim = \begin{cases} inc \times \frac{1-r_{desejada}}{r_{desejada}}, & r_{desejada} \geq 0.5 \\ inc, & r_{desejada} < 0.5 \end{cases} \tag{3.16}$$

Onde: inc é igual a constante definida para o incremento do pagamento oferecido e $r_{desejada}$ é uma constante definida que representa a percentagem de participação que a plataforma deseja atingir. O papel destas variáveis na atualização é que a partir da relação das mesmas com a razão desejada consigamos determinar a atitude que deve ser tomada com relação ao pagamento oferecido. Caso a razão de cooperação do usuário r seja maior que a $r_{desejada}$ o pagamento oferecido pode ser diminuído mas se acontecer o contrário (razão de cooperação menor que razão desejada) o pagamento pode ser incrementado visando uma maior participação do usuário. Como em (3.11), ambas variáveis são multiplicadas pela razão r, quanto menor o valor de r em relação a razão desejada, maior será o valor do incremento inc. A mesma relação cumpre-se para dim, quanto maior for o valor de r em relação a razão desejada maior será a constante dim.

Podemos evidenciar isto através de um exemplo. Vamos definir $inc = 0.25$, $r_{desejada} = 0.5$ e a razão de participação $\mathrm{r} = 0.5$, então teremos que:

$$dim = inc \times \frac{1 - r_{desejada}}{r_{desejada}} = 0.25 \times \frac{1 - 0.5}{0.5} = 0.25$$

Considerando uma versão simplificada da equação de atualização (3.11), teremos que:

$$(inc \times (1 - r) - dim \times r) = (0.25 \times (1 - 0.5) - 0.25 \times 0.5) = 0$$

Com estas condições não existiria incremento no pagamento oferecido dado que com o pagamento oferecido anteriormente nossa razão de participação atinge a nossa razão desejada. O que acontecería se a razão $r = 0.7$

$$(inc \times (1 - r) - dim \times r) = (0.25 \times (1 - 0.7) - 0.25 \times 0.7) = -0.1$$

E se a razão $r = 0.35$

$$(inc \times (1 - r) - dim \times r) = (0.25 \times (1 - 0.35) - 0.25 \times 0.35) = 0.0750$$

Com estes exemplos, podemos observar com que diretriz será atualizado o pagamento oferecido K e, como o mesmo depende completamente do comportamento do usuário e do comportamento almejado pela plataforma.

Uma vez que o valor do pagamento K é atualizado ele é fixado por uma quantidade mínima de tentativas de participação M, e só poderá ter uma nova atualização quando a razão r estiver fora dos limites e a quantidade de tentativas de

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1321828/CA

participação *cnt* com pagamento específico *K* seja maior ou igual a constante *M*. O valor da constante l determinará a velocidade com a qual são realizadas as atualizações e consequentemente o tempo que a plataforma demora em encontrar o pagamento que cumpra com os limitantes de razão de cooperação desejados. Precisaremos representar esta relação na variável binária l:

$$l = \begin{cases} 1, & cnt \geq M \\ 0, & cnt < M \end{cases} \tag{3.17}$$

No momento em que a plataforma precise realizar uma nova atualização do pagamento será necessário consultar um novo critério. Caso seja considerada a comparação da razão com os limitantes (superior e inferior) não será possível uma análise conclusiva dado que o valor da razão representa a totalidade de participações do usuário e não reflete como o usuário reage a esse pagamento específico. Assim, podemos afirmar que o que determina uma nova atualização será o comportamento do usuário ao pagamento fixado. Logo:

$$r_{decisor} = \frac{\alpha_{K_i}}{M} \tag{3.18}$$

Onde: α_{K_i} é igual a quantidade de participações do usuário i para o pagamento K, e como apresentado previamente, M representa a quantidade mínima de tentativas de participação do usuário i para o pagamento K. Assim relacionaremos o $r_{decisor}$ com as limitantes lim_{inf} e lim_{sup} através das variáveis binárias m e d:

$$m = \begin{cases} 1, & r_{decisor} < lim_{inf} \\ 0, & r_{decisor} \geq lim_{inf} \end{cases} \tag{3.19}$$

$$d = \begin{cases} 1, & r_{decisor} \geq lim_{sup} \\ 0, & r_{decisor} < lim_{sup} \end{cases} \tag{3.20}$$

A variável m atua como um sinalizador na equação de atualização (3.11), que indica quando o pagamento deve ser incrementado enquanto d, indica quando o pagamento pode ser diminuído.

Para o nosso modelo, um dos objetivos da plataforma é encontrar um pagamento específico para cada usuário e, para evitar um número muito grande de ajustes precisamos ter um critério de estabilidade. No nosso caso, serão os seguintes:

- Quando a razão de cooperação r ou a razão de decisão $r_{decisor}$, estiver dentro dos limites estabelecidos (lim_{inf} e lim_{sup})

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1321828/CA

- Quando uma diminuição do pagamento resulte em $r_{decisor}$ inferior ao lim_{inf}, na seguinte tentativa o pagamento oferecido será incrementado por última vez e, sem importar o que aconteça num futuro continuaremos com o mesmo pagamento K.

Quando alguns destes casos acontecer a variável sta é igual a zero e como se apresenta na equação (3.11), evitará futuras atualizações.

Na Figura 3.10, pode ser observado o formato normal do jogo que estamos propondo para representar a modelagem final de nosso problema.

Para poder definir a utilidade final do usuário e da plataforma precisamos considerar a definição de um jogo de estratégias mistas. A ideia básica de um jogo com estratégias mistas é que cada jogador ou usuário jogará mais de uma ação de acordo com uma distribuição de probabilidade. Consideremos a definição de uma estratégia s_i para um usuário i como qualquer distribuição de probabilidade sobre as distintas possíveis ações A_i.

A totalidade de estratégias possíveis para um usuário i é definida como S_i e o conjunto de todos os perfis de estratégia de um jogo é definido como o produto cartesiano das possíveis estratégias de cada usuário, $S = S_1 \times S_2 \times \cdots \times S_n$. Finalmente, é necessário saber como se define a utilidade neste tipo de jogos, já que não é possível obter a mesma leitura simples da matriz de pagamentos dado que o jogo nem sempre acabará na mesma célula. A utilidade de um usuário $u_i(s)$ se o mesmo segue um perfil de estratégias mistas $s \in S$, é definida da seguinte forma. A utilidade de cada célula, dado o perfil de estratégias mistas s, é igual ao valor médio da utilidade sobre todas as ações possíveis dada que a estratégia é s.

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1321828/CA

		Solicitar Info	Não Solicitar Info
Usuario	Cooperar $P_{cooperação}$	K+σ−c , u	0 , 0
	Não Cooperar $1 - P_{cooperação}$	c , 0	0 , 0

u= Qtd. informação enviada a plataforma
K= Pagamento recebido pela participação
c= custo da participação do usuario (recursos utilizados)
$P_{cooperação}$ = Probabilidade de cooperação
σ= Atualização do pagamento

Figura 3.10: Representação final do problema em um jogo da forma normal

Estes conceitos são evidenciados nas seguintes equações:

$$u_i(s) = \sum_{a \in A} u_i(a)\, P(a|s) \tag{3.21}$$

Sendo que:

$$P(a|s) = \prod_{j \in N} s_j\left(a_j\right) \tag{3.22}$$

Aplicando as equações (3.21) e (3.22) no nosso jogo da Figura 3.8 teremos que a utilidade teórica de um usuário será igual a:

$$u_i(s) = P_{cooperação} \times P_{inf} \times (K - c) + \left(1 - P_{cooperação}\right) \times P_{inf} \times c \tag{3.23}$$

No nosso caso, consideramos que a probabilidade $P_{inf} = 1$, dado que o jogo não existiria se a plataforma não decidisse solicitar uma informação a um usuário. Se representamos a equação considerando que cada usuário i terá uma quantidade finita, Z_i, de tentativas de participação teremos que:

$$u_i(s) = P_{cooperação} \times \sum_{j=1}^{Z_i} (K_j - c_j) + \left(1 - P_{cooperação}\right) \times \sum_{j=1}^{Z_i} c_j \tag{3.24}$$

Para finalizar a definição da utilidade do usuário faremos as considerações finais. Podemos afirmar que a equação (3.24) só se cumpre quando os valores das utilidades (K e c) são fixos ao longo do tempo. Como definido previamente a variável c representa o custo de participação do usuário o que faz que a mesma seja dificilmente mensurável, pelo qual desconsideraremos a mesma e nos focaremos só no pagamento por participação. Portanto o limitante da somatória será o número de participações bem sucedidas F.

O objetivo da variável c na modelagem é demonstrar que as respostas dos usuários não são homogêneas ao longo do tempo, o que ainda é representado pela decisão de participação do usuário. Finalmente, desconsideraremos a $P_{cooperação}$ dado que esta informação é desconhecida para a plataforma e para o modelo. Portanto, a utilidade total do usuário é igual a:

$$U_i = \sum_{j=1}^{F} K_j \tag{3.25}$$

Analogamente podemos definir a utilidade total da plataforma, mas neste caso a plataforma tem que considerar a totalidade de respostas que obteve em cada um dos eventos:

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1321828/CA

$$U_p = \sum_{j=1}^{E} \sum_{i=1}^{H} u_{ij} \tag{3.26}$$

Um dos focos da plataforma é incentivar usuários que participem continuamente do sistema. É assim que aqueles que não tem uma participação constante serão eliminados da base de dados e desconsiderados de futuras abordagens, visando economizar recursos. A métrica usada para decidir a eliminação dos usuários também será a razão de cooperação, mas neste caso faremos uso da média móvel da mesma para poder considerar o histórico da variável. Assim, teremos que:

$$r_{movél} = \frac{1}{n_i} \times \sum_{i=1}^{n_i} r_i \tag{3.27}$$

Sendo n_i a quantidade de oportunidades de participação do usuário i que serão avaliadas. A $r_{movél}$ será comparada em cada instante com uma máscara de eliminação, apresentada na Figura 3.11, se o valor de $r_{movél}$ for inferior ao da máscara, o usuário será eliminado.

As máscaras de eliminação são definidas considerando a razão desejada pela plataforma. Da análise da Figura 3.11 podemos observar que temos dois limitantes, o primeiro é fixo, e menos restritivo, para as diferentes razões desejadas que a

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1321828/CA

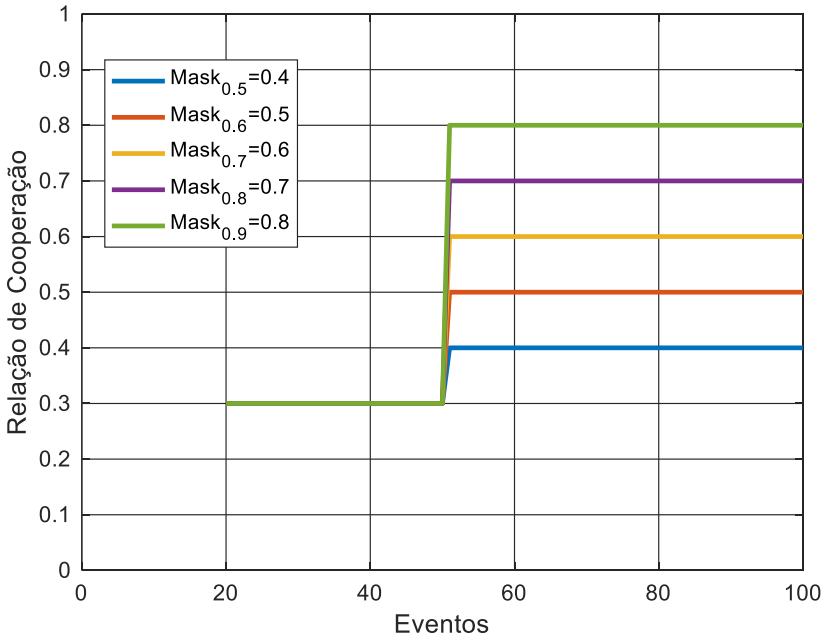

Figura 3.11: Máscaras de eliminação de usuários

plataforma pode escolher. Entanto o segundo tem relação direta com o lim_{inf}, será igual a $Mask_{r_{desejada}} = Lim_{inf_{rdesejada}} - 0.1$, e é mais restritivo em relação ao primeiro caso. O número de interações ou eventos que deve ocorrer para considerar o segundo limitante da máscara foi previamente definido igual a 50 para todos os casos, devido a que nas nossas simulações este número representa em média, a metade das interações entre os distintos usuários e a plataforma. A última observação que deve ser feita sobre a Figura 3.11, é a referente as primeiras interações entre o usuário e a plataforma, pode-se observar que nas mesmas não existe um limitante nas distintas máscaras de eliminação, isto se deve a que se faz necessário ter um número mínimo de interações entre a plataforma e o usuário para poder começar a utilizar o critério de eliminação.

Note que, nas primeiras rodadas de participação a plataforma quer ter o mais rápido possível uma primeira estimativa do pagamento que consegue a participação de cada usuário. O foco nas primeiras rodadas será o incremento do pagamento cada vez que a razão de cooperação r diminua com relação à anterior rodada. Se o valor de r for maior que o da rodada anterior, o pagamento será repetido na seguinte oportunidade de participação. Portanto, a equação de atualização (3.11) e a comparação da relação de cooperação com as máscaras de eliminação só serão realizadas depois de que o usuário tiver uma quantidade determinada de tentativas de participação. Esta observação é justificada, principalmente, devido ao fato de que, como expressado previamente, nossa razão de cooperação r é considerada como o valor esperado de uma função densidade de probabilidade Beta. Quando o número de interações ou observações $(\alpha + \beta)$ é muito pequeno, a razão de cooperação r não será muito confiável, e por consequência a variância entre os valores que a mesma pode tomar é elevada, o que pode fazer que o modelo tome uma decisão errada. Analisemos um caso no qual na primeira oportunidade de participação o usuário decide não participar, a sua razão de cooperação será 0 mas no caso dele se decidir por participar a sua razão seria igual a 1.

Tentar prever o comportamento do usuário numa primeira instancia seria impossível. Conforme aumenta a quantidade de observações é possível ter uma melhor percepção do comportamento do usuário. Isto pode ser evidenciado na Figura 3.12 onde temos 5 distribuições Beta com distintos parâmetros α e β.

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1321828/CA

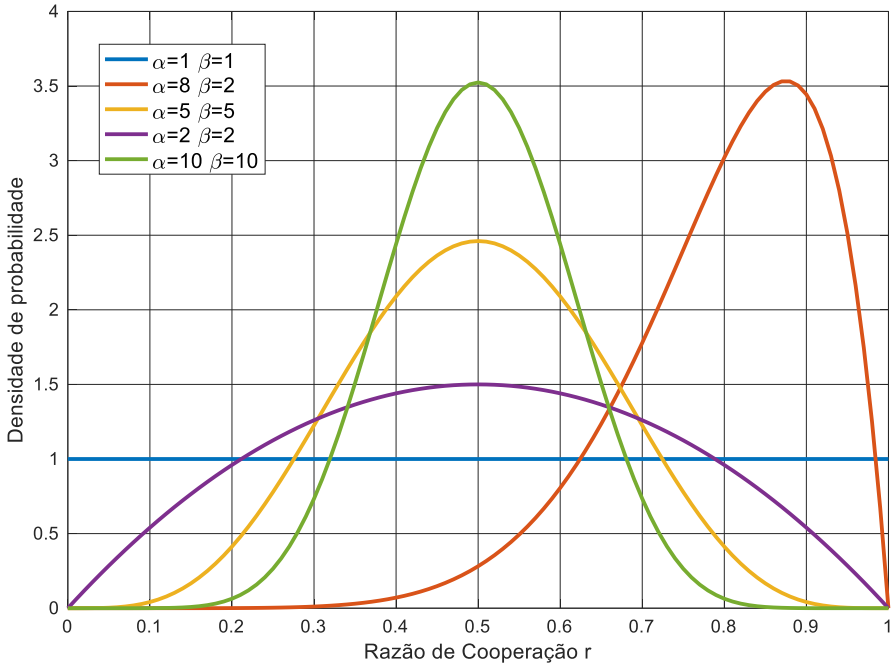

Figura 3.12: Distribuições Beta para a razão de cooperação com distintos parâmetros α e β

Note-se que para os casos nos quais $\alpha = \beta$, quanto maior é o valor dos parâmetros a função densidade de probabilidade será mais estreita e os valores que a mesma pode adotar se aproximam do valor esperado. Quando $\alpha = \beta = 1$ a distribuição beta se reduz a uma distribuição normal. Pode-se observar que quando $\alpha = 8$ e $\beta = 2$, a curva se desloca a direita indicando uma maior razão de cooperação.

Finalmente podemos observar o fluxograma e o pseudocódigo do modelo de incentivo 2 nas Figuras 3.13 e 3.14 respectivamente

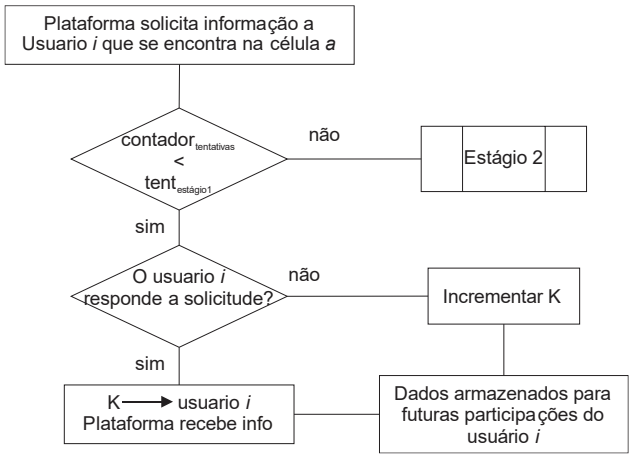

Figura 3.13.a: Fluxograma do estágio 1 do modelo de incentivo 2

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1321828/CA

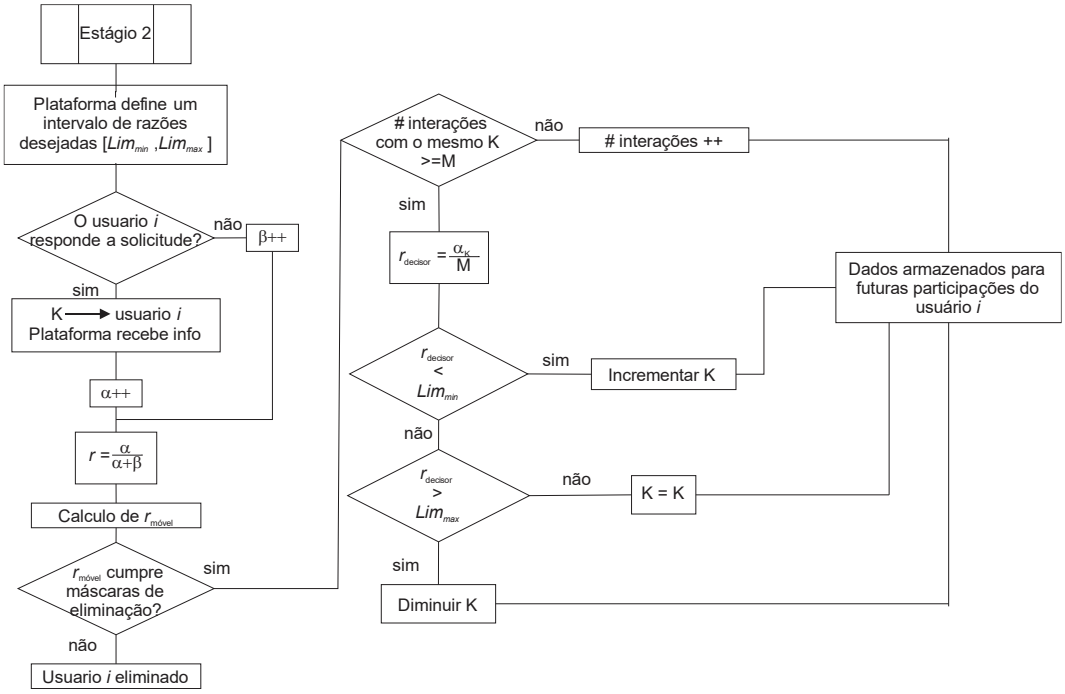

Figura 3.13.b: Fluxograma do estágio 2 do modelo de incentivo 2

Algoritmo 2: Modelo de incentivo

```
Sortear as características, ϕ, P_I e P_E para cada usuário i ∈ N
Sortear a localização física a ∈ A para cada usuário i ∈ N
foreach j ∈ E
    Escolher os usuários i que se encontram na célula a onde
    acontece o evento j
        foreach i em a
            K_i = K_i + σ_i; (3.5)
            Calcular P_cooperação (3.5)
            if P_cooperação ≥ Random
                α_i = α_i + 1
                U_i = U_i + K_i;
                Calcular r, r_decisor, r_móvel
                if r_decisor ≥ Mask_i
                    If cnt_i ≥ M&(r < lim_inf|r ≥ lim_sup)
                        l_i + +; cnt = 0
                        If r_decisor < lim_inf then m_i = 1
                        else  m_i = 0
                        end
                        If r_decisor ≥ lim_sup then d_i = 1
                        else  d_i = 0
                        end
                    else  l_i = 0; cnt + +
                    end
                    Calcular σ_i (3.5)
                else
                    Usuários i eliminado
                end
            else β_i = β_i + 1
end     end     end
```

Figura 3.14: Pseudocódigo do modelo de incentivo 2

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1321828/CA

4
Resultados

Nesta seção, serão apresentados os resultados obtidos a partir dos modelos desenvolvidos e apresentados na Seção 3. Na seção 4.1, serão apresentados: i) o cenário de simulação; ii) os resultados de um caso particular a partir do qual conseguimos demonstrar que o modelo proposto permite analisar distintos tipos de usuários que reagem não homogeneamente aos incentivos oferecidos e; iii) os resultados do primeiro modelo de incentivo quando as suas características são definidas aleatoriamente. Na Seção 4.2, serão mostrados os resultados do segundo modelo de incentivo considerando em primeira instancia que os usuários participantes encontram-se numa mesma posição ao longo do experimento, para posteriormente contrastar estes resultados com um cenário no qual os usuários têm definida a sua mobilidade com o modelo de mobilidade proposto na seção 3.

4.1
Resultados Modelo de Incentivo 1 para MCS

Nesta seção serão apresentados os distintos cenários para os quais foram feitos testes buscando avaliar o comportamento do modelo de incentivo em questão.

Nas simulações conduzidas foram consideradas 183 células ou localizações físicas, todas com raio igual a 450 metros. O conjunto inicial de usuários participantes foi igual a 1000 e o número de requisições da plataforma ou de eventos foi igual a 13330. A localização dos usuários como dos eventos foi definida aleatoriamente obedecendo uma distribuição uniforme. A variável de diminuição inicial do pagamento Dim_0 é igual a 0.075, o limiar estabilidade é igual a 4. O número máximo de tentativas de participação Max_t será igual a 4 e os valores auxiliares para a atualização do pagamento C e C_{dim} começam sendo iguais a 1 e a zero, respectivamente. Com a finalidade de analisar como respondem os usuários a distintos valores de incentivo foram conduzidas simulações com quatro distintos valores de $Pgto_0$, 0.25, 0.5, 0.75 e o pagamento máximo 1. Foram executadas 10 simulações para cada combinação fixa de parâmetros do problema e os resultados apresentados a seguir são a média aritmetica dos mesmos.

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1321828/CA

4.1.1
Caso Particular

Acreditamos que a $P_{cooperação}$ definida em (3.5), será alta quando os valores da P_{MI}, (3.2), ou de P_{ME}, (3.3), se aproximem de 1. Com a finalidade de comprovar esta análise, identificar as características dos usuários de maior interesse e realizar uma análise de maior profundidade, decidiu-se classificar os tipos de usuário. A classificação dos usuários será segundo os valores de P_I e P_E que os mesmos adotam. As variáveis P_I e P_E representam qual a probabilidade de ocorrência da cooperação dado que a motivação é intrínseca ou extrínseca respectivamente. Como se observa na Figura 4.1.a dividimos o espaço de amostras em 9 subclasses. Da mesma forma, γ e ϕ, que representam o peso que cada pessoa outorga as suas motivações intrínsecas e extrínsecas respectivamente, são divididas nas mesmas 9 subclasses mas os valores que elas adotam seguem a seguinte aproximação levando em consideração que ambas variáveis foram definidas como complementares na seção 3.2. Se um usuário tem as probabilidades γ e ϕ no mesmo intervalo como é o caso das classes na diagonal (1,5,9) terão o mesmo grau de interesse em ambas probabilidades, portanto $\gamma = \phi = 0.5$. Para o restante das classes o valor será definido mediante a comparação entre ambos intervalos. Por exemplo, na subclasse 7 o valor de ϕ está próximo do máximo enquanto o valor de γ está próximo do mínimo, o que para nós significa que esse usuário possui um maior grau de interesse na sua motivação extrínseca, portanto $\gamma = 0.1$ e $\phi = 0.9$. Os valores adotados por cada subclasse estão apresentados na Figura 4.1.b embaixo do número da subclasse.

Com as considerações realizadas foram conduzidas simulações. Para o cálculo de (3.5) consideramos os valores de P_I e P_E iguais ao ponto médio de cada intervalo de subclasses e os valores de γ e ϕ serão os apresentados na Figura 4.1.b. Temos então nove configurações, uma para cada subclasse, para cada caso a totalidade dos usuários será da mesma subclasse. Por exemplo, nas curvas do caso para a subclasse 7, a totalidade de usuários terá as mesmas características (γ, ϕ, P_I e P_E) definidas para a sua subclasse.

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1321828/CA

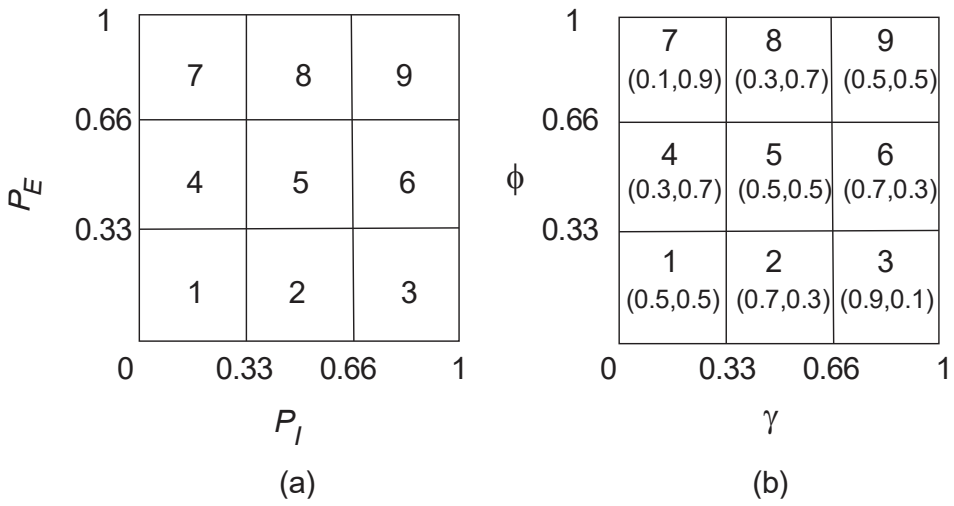

Figura 4.1 a) Espaço de amostras para P_I e P_E dividido em subclasses. b) Espaço de amostras para γ e ϕ dividido em subclasses e valores adotados.

Os resultados apresentados são para o caso em que o pagamento inicial é igual a 0.5. Inicialmente avaliamos a quantidade de usuários participantes no decorrer dos eventos. Na Figura 4.2, podemos observar que as subclasses 3,6,7,8 e 9 são as que tem a menor quantidade de usuários eliminados, todas conseguem que quase a totalidade dos usuários analisados (1000) seja um participante ativo da rede MCS. No caso da subclasse 5, a mesma consegue ter como usuários participantes mais da metade da população total. Já as subclasses 1,2 e 4, são as que tem o menor número

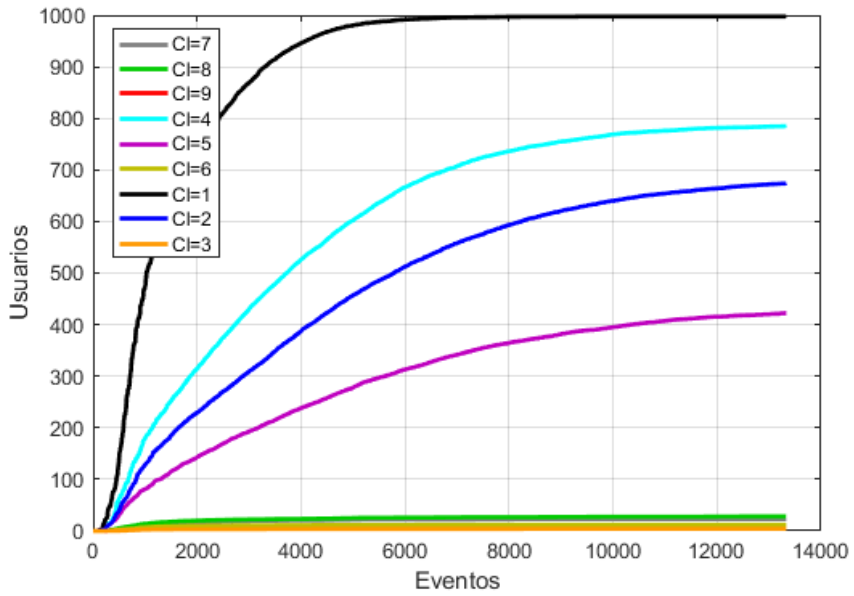

Figura 4.2: Quantidade de usuários eliminados para distintas subclasses com $Pgto_0 = 0.5$

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1321828/CA

de usuários participantes depois dos 13330 eventos, sendo a subclasse 1 a mais crítica dado que quase todos os usuários analisados são eliminados, demonstrando pouco interesse na participação.

Na Figura 4.3, temos a média móvel do pagamento médio por participação para as distintas configurações, a mesma foi computada com uma janela de 100 pontos, e nela podemos observar que o valor desta métrica para os usuários da subclasse 1 é bem baixo no decorrer dos eventos. Como não se tem usuários participantes o lógico seria que não exista o pagamento por participação para este caso. Mas este comportamento se dá devido ao fato dos resultados apresentados serem a média de um número de experiências e, em alguma delas, deve ter existido uma quantidade mínima de usuários ativos. Os usuários das subclasses 2, 4 e 5 são os que têm o seu pagamento médio por participação convergindo próximo ao valor máximo. Os usuários destas subclasses não tem nenhuma das suas motivações (intrínseca ou extrínseca) muito elevada ou bem definida (Figura 4.1.a), o que faz com que o comportamento deste tipo de usuários às solicitações da plataforma não seja constante. A convergência do pagamento médio ao valor máximo para estas subclasses pode-se justificar pela tentativa do modelo em aumentar a participação dos usuários oferecendo um incentivo maior.

É importante observar como estes pagamentos refletem na participação dos usuários. Para isso observamos na Figura 4.4 a relação de cooperação definida em (3.5). O maior valor para esta razão foi conseguido pelos usuários da subclasse 3 que conseguem uma alta taxa de participação com um pagamento baixo. Portanto, podemos dizer que está subclasse representa as pessoas que tem vontade de cooperar e o valor da recompensa não será o que definirá sua atitude. Outros usuários que atingem uma relação de cooperação alta são os da subclasse 6 e 9. Como era esperado no caso das subclasses 2, 4 e 5, os usuários não conseguem um valor elevado de relação de cooperação. Devido a que estas subclasses são as que tem as piores características (intrínsecas e extrínsecas) depois da subclasse 1, como é observado na Figura 4.1.a.

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1321828/CA

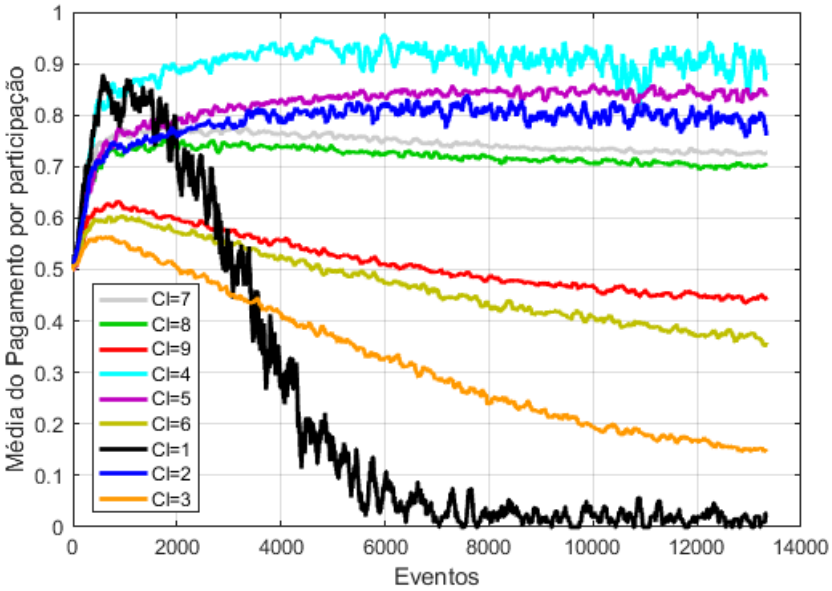

Figura 4.3: Média móvel do pagamento médio por participação para distintas subclasses com $Pgto_0 = 0.5$

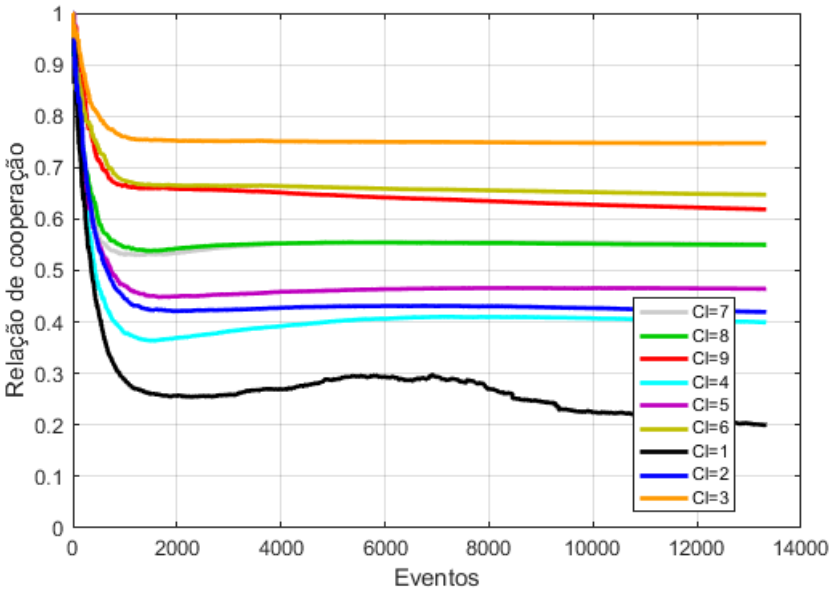

Figura 4.4: Relação de cooperação para configurações de distintas subclasses $Pgto_0 = 0.5$

Finalmente, analisamos o pagamento total da plataforma na Figura 4.5 e a utilidade da mesma na Figura 4.6, conseguindo através destes resultados confirmar algumas das observações já realizadas. Os casos das subclasses 7 e 8 são os que

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1321828/CA

trazem maiores custos para a plataforma, mas não produzem a maior utilidade. Ambos casos atingem praticamente o mesmo valor de utilidade e tem as suas curvas sobrepostas na Figura 4.6. Confirmamos que os usuários da subclasse 3 são os de melhor rendimento, devido a que são os que conseguem a maior utilidade para a plataforma com um custo total menor em comparação aos usuários de outras subclasses. As curvas das subclasses 6 e 9 são as seguintes com maior utilidade e atingem este resultado com menores custos que os usuários das subclasses 7 e 8. As menores utilidades obtidas pela plataforma acontecem nos casos das subclasses 5, 2, 4 e 1 respectivamente e consequentemente serão as que tem um menor pagamento total. Demonstrando assim que a pouca quantidade de usuários participantes e a baixa relação de cooperação destes casos, (os usuários ativos respondem as solicitações da plataforma menos da metade das vezes) refletem diretamente no sistema como um todo.

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1321828/CA

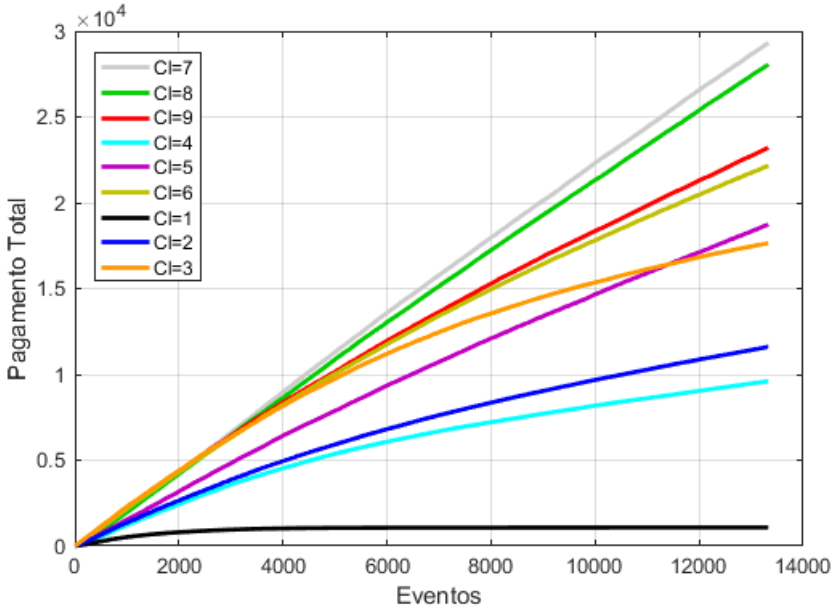

Figura 4.5: Pagamento total da plataforma para configurações de distintas subclasses com $Pgto_0 = 0.5$

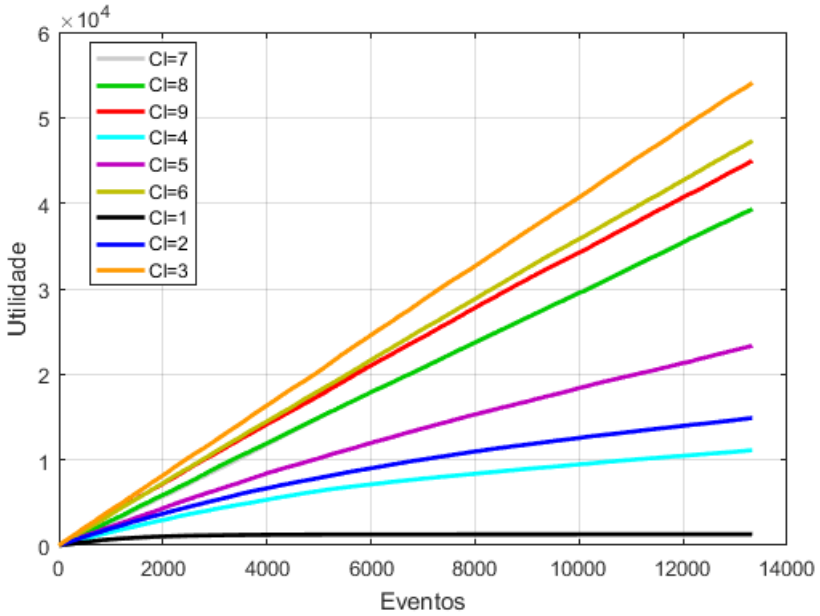

Figura 4.6: Utilidade da plataforma para configurações de distintas subclasses com $Pgto_0 = 0.5$

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1321828/CA

4.1.2
Resultados para características aleatorias

Analisemos agora um cenário no qual as características intrínsecas e extrínsecas dos usuários, γ, ϕ, P_I e P_E, são definidas como números aleatórios uniformemente distribuídos. O que nos permitirá ter um cenário com um conjunto de distintos tipos de usuarios. As restantes configurações destas simulações são identicas às do primeiro caso.

Primeiramente, avaliamos a quantidade de usuários participantes e a quantidade de usuários eliminados. Na Figura 4.7, encontramos a quantidade de usuários eliminados para as distintas configurações onde pode-se observar que quanto maior for o pagamento inicial $Pgto_0$ maior será o número de usuários eliminados. Isto se deve principalmente ao fato de que o pagamento máximo que pode ser oferecido é 1 e portanto, quanto mais próximo do mesmo, menor é a quantidade de interações entre a plataforma e o usuário para definir sua participação. Por exemplo, quando o $Pgto_0 = 1$, um usuário que não participa em 4 oportunidades consecutivas não poderá receber um pagamento atualizado no evento seguinte no qual a plataforma solicita a informação dado que, já está sendo oferecido o pagamento máximo e será eliminado da base de dados de usuários

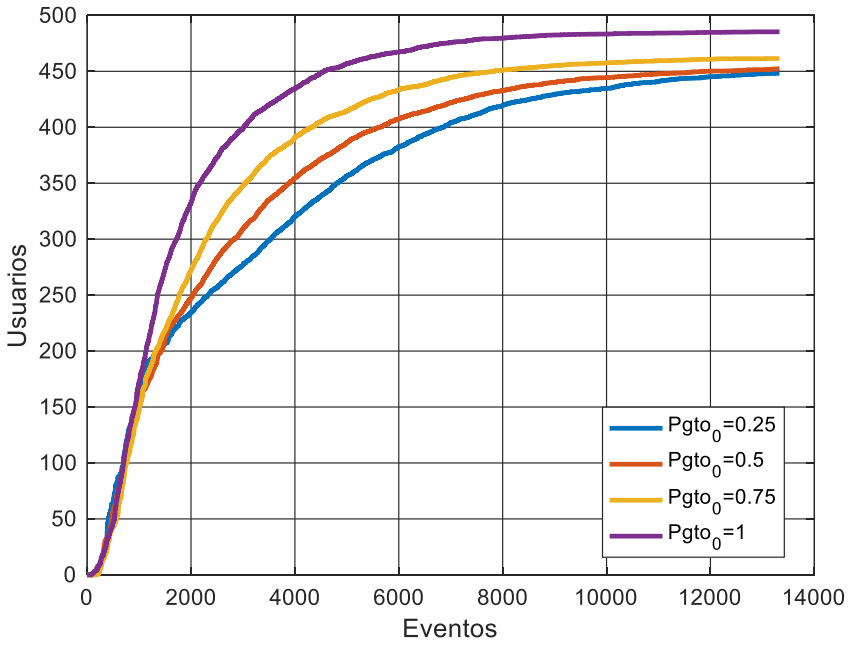

Figura 4.7: Quantidade de usuários eliminados para configurações com distinto $Pgto_0$

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1321828/CA

participantes. Pelo mesmo motivo é que podemos afirmar que quanto menor é o valor do pagamento inicial, maior será a quantidade de usuários participantes.

Uma vez que sabemos a quantidade de usuários eliminados e participantes será interessante analisar que características (motivações extrínseca e intrínseca) possuem os usuários que continuam sendo parte do sistema de sensoriamento coletivo móvel ao final do experimento. Deste modo, poderemos confirmar se o algoritmo consegue identificar o tipo de usuário e tomar as decisões corretas para cada um deles. Priorizar e considerar aqueles que têm um rendimento satisfatório e desconsiderar aos usuários que não conseguem atingir os níveis solicitados.

Neste caso, realizaremos uma classificação considerando as probabilidades de motivação extrínseca e intrínseca. Nas configurações da simulação foi definido que os valores que determinam as mesmas serão definidos através de um sorteio aleatório.

Ambas motivações foram previamente formuladas e descritas em (3.2) e (3.3). Cada usuário terá um par ordenado, (P_{MI}, P_{ME}), que nos permitirá realizar a representação gráfica dos níveis de motivação dos usuários em um plano cartesiano dividido em subgrupos ou subclasses, como pode ser observada na Figura 4.8. A primeira observação que pode ser realizada na Figura 4.8 é que não é possível ter usuários com as suas características na diagonal superior do plano já que, como

definido em (3.5), a soma das probabilidades de motivação extrínseca e intrínseca não pode ter um valor maior que 1. Cada um dos pontos vermelhos e verdes da Figura 4.8 representa as coordenadas cartesianas de um usuário, sendo que os de cor vermelho são aqueles que foram eliminados do sistema ao longo do experimento e os de cor verde, aqueles que atingiram os requisitos da plataforma e são parte do sistema de sensoriamento coletivo móvel. Para uma melhor análise, os distintos intervalos ou subclasses foram enumerados, o número de cada subclasse pode ser observado na esquina superior direita de cada intervalo. A maioria dos usuários eliminados se encontra na primeira subclasse, na mesma se encontram os usuários que tem ambas motivações próximas de zero. Ainda na primeira subclasse podem ser observados erros no funcionamento do procedimento já que continuam sendo parte do sistema usuários com motivações muito baixas, fazendo com que a plataforma use recursos (pagamentos) em usuários que atendem em poucas oportunidades as solicitações da mesma. Nas subclasses dois e quatro, também, podemos observar outro tipo de erros que o critério de eliminação do modelo traz. Existem casos pontuais nos quais usuários destas subclasses são eliminados sendo que tem melhores características que outros usuários que ainda se encontram ativos. Por outro lado, o modelo consegue identificar corretamente a maior parte das vezes

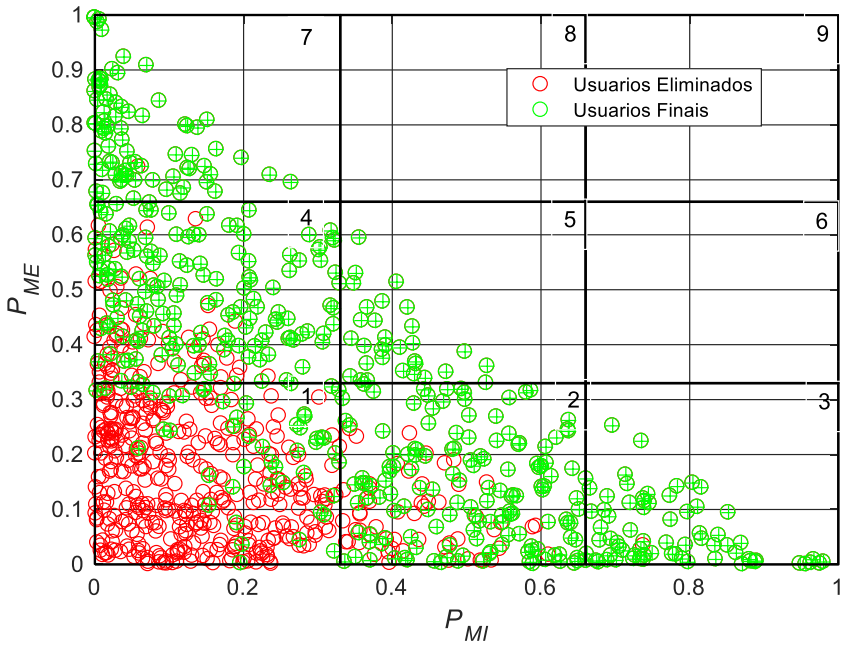

Figura 4.8: Representação gráfica dos níveis de motivação dos usuários num plano cartesiano divido em subgrupos para $Pgto_0 = 1$

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1321828/CA

a atitude que deve considerar (eliminar ou deixar o mesmo ativo) para cada usuário. Os erros apresentados conseguem diminuir o rendimento do modelo como um todo. Por isso se fez preciso pensar em outro critério para a eliminação dos usuários que é avaliado com o segundo modelo de incentivo na seção 4.2.

Outra análise de interesse é a referente aos pagamentos que foram bem-sucedidos e resultaram na participação dos usuários. Para apresentar o pagamento médio por participação de cada configuração calculamos a média móvel com uma janela de 100 pontos. Fizemos uso desta métrica pois, pela aleatoriedade das variáveis utilizadas, precisaríamos de uma elevada quantidade de repetições para realizar a análise. Na Figura 4.9, é apresentada a média móvel do pagamento médio por participação para as distintas configurações analisadas. Nesta figura pode-se evidenciar como a plataforma tenta diminuir o pagamento dos usuários participantes com a finalidade de achar o pagamento mínimo (terceira etapa do Algoritmo 1). Fica claro que o pagamento médio decresce com o número de eventos observados. Também podemos observar que se cumpre a relação lógica que deveria existir entre o $Pgto_0$ e o pagamento médio por participação dado que quando comparamos o comportamento das duas configurações, aquela que tem o maior valor de $Pgto_0$ terá o pagamento médio por participação maior em todo momento.

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1321828/CA

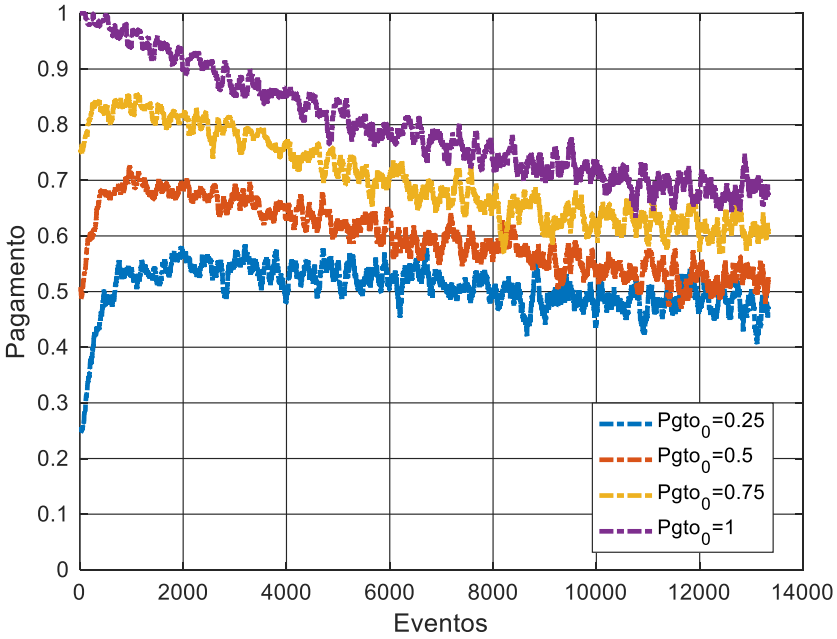

Figura 4.9: Média móvel do pagamento médio por participação para configurações com distinto $Pgto_0$

Na Figura 4.10 temos o pagamento total do sistema. O crescimento linear dele se dá porque uma quantidade considerável de usuários ativos continua participando quando solicitada. Pode-se observar também que nas primeiras participações o coeficiente angular das curvas é maior, pois ainda existem variações nos pagamentos por participação de cada usuário. Uma vez que os pagamentos para cada usuário se estabilizam, o coeficiente angular da curva diminui e permanece constante. A configuração que tem o $Pgto_0 = 1$ é a que tem o maior pagamento total embora a mesma seja a que tem a menor quantidade de usuários participantes. Podemos observar que quando comparamos duas configurações no decorrer dos eventos, a diferença entre os seus pagamentos totais aumenta. Isto se deve ao fato de que quando o $Pgto_0$ for maior, os usuários sempre terão seu pagamento por participação convergindo em um valor maior do que no caso onde $Pgto_0$ é menor.

A relação de cooperação r definida em (3.15) é computada para cada caso e o seu valor médio para os usuários participantes é apresentado na Figura 4.11. Observa-se observar que a mesma possui uma relação direta com o $Pgto_0$ pois, embora a diferença seja mínima, quanto maior for o valor do $Pgto_0$ maior será a relação r. Ter um pagamento inicial maior permite que o pagamento ou incentivo oferecido aos usuários convirja para um valor maior e, consequentemente, aumente

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1321828/CA

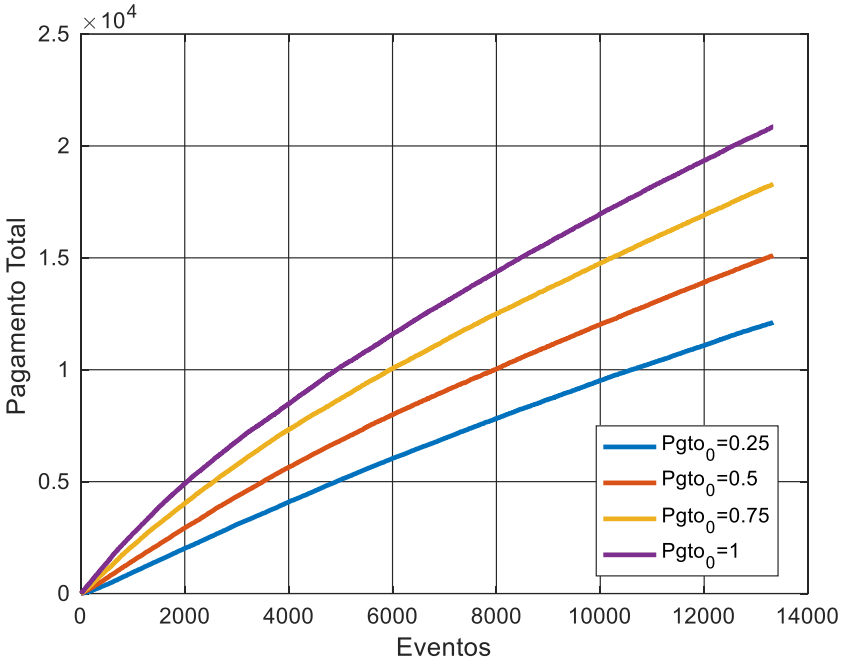

Figura 4.10: Pagamento total da plataforma para configurações com distinto $Pgto_0$

a motivação de certo tipo de usuários. Na Figura 4.12, apresentamos o pagamento médio oferecido a cada usuário ativo e através dela podemos comprovar que quanto maior for o pagamento inicial oferecido aos usuários maior será o valor para qual converge a média do pagamento oferecido.

Na Figura 4.13, pode-se observar a utilidade da plataforma, previamente definida e apresentada em (3.27). Para as configurações propostas podemos observar que as utilidades atingidas para as distintas configurações são bastante similares, especialmente nos casos quando o $Pgto_0$ é igual a 1, 0.75 e 0.5. Este comportamento se deve as distintas características de cada caso já que por exemplo no caso em que o $Pgto_0$ é igual a 1 temos uma menor quantidade de usuários participantes mas os mesmos possuem a maior relação de cooperação em relação aos outros casos. Já os outros casos têm relações de cooperações menores, mas uma maior quantidade de usuários participantes o que finalmente permite que os distintos casos analisados atinjam valores próximos no que se refere a utilidade da plataforma.

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1321828/CA

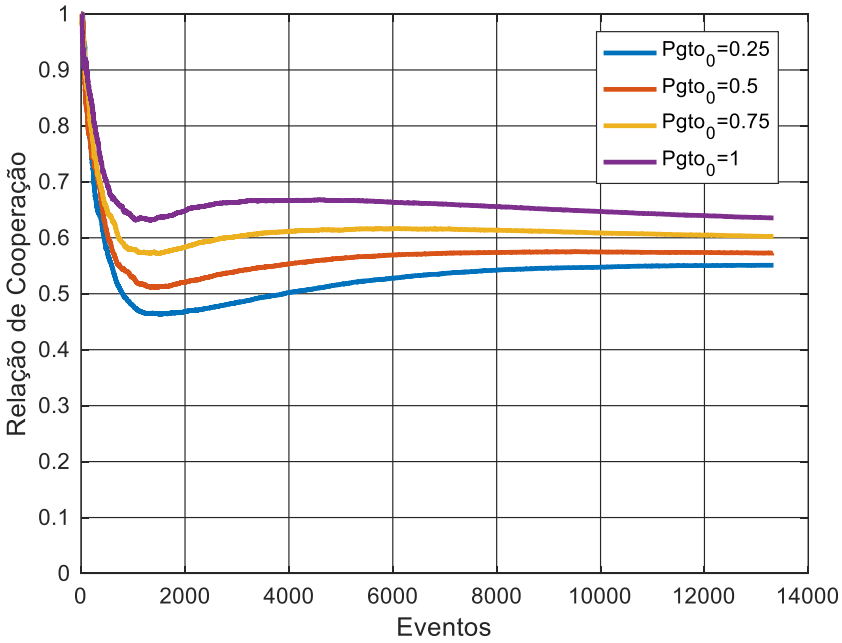

Figura 4.11: Relação de cooperação para configurações com distinto $Pgto_0$

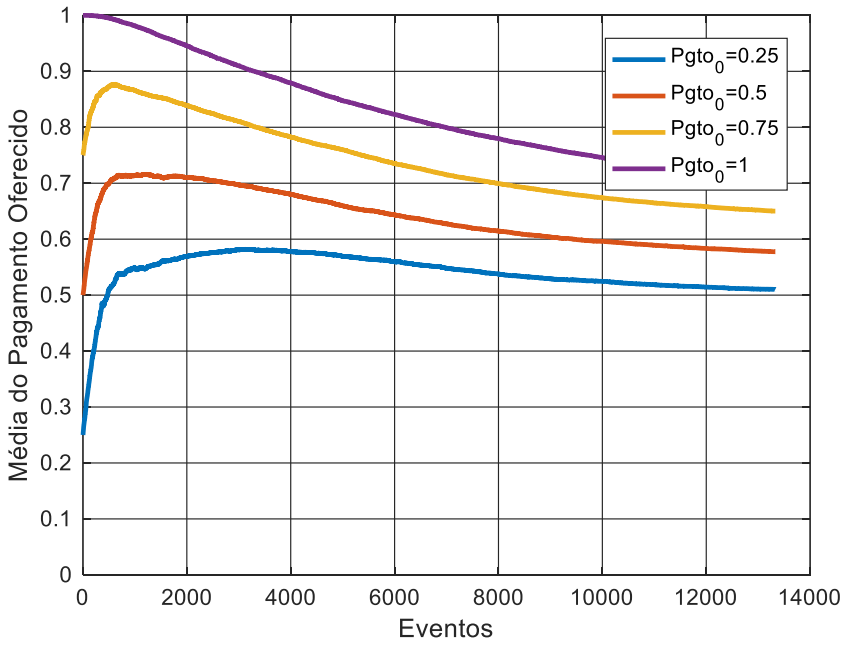

Figura 4.12: Pagamento médio oferecido da plataforma para configurações com distinto $Pgto_0$

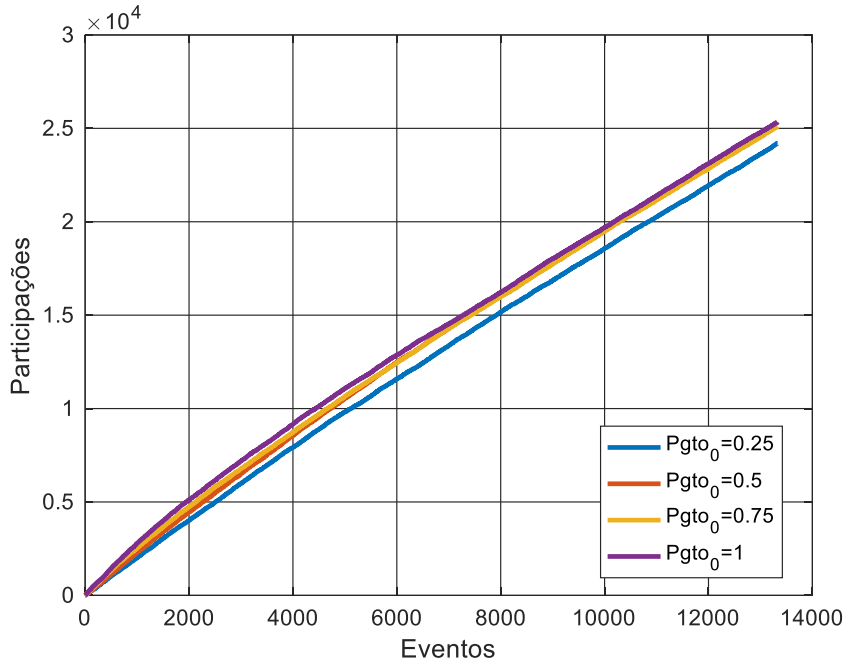

Figura 4.13: Utilidade da plataforma para configurações com distinto $Pgto_0$

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1321828/CA

4.1.3.
Resumo dos Resultados do modelo de incentivo 1

Ao longo da seção foram apresentados os diferentes testes e métricas analisadas para avaliar a modelagem do comportamento dos usuários apresentada na seção 3.2 e o modelo de incentivo descrito na seção 3.4.1.

A partir dos resultados da seção 4.1.2 conseguiu-se demonstrar que a modelagem proposta para o comportamento dos usuários representa a incerteza de participação dos usuários além de demonstrar que as respostas dos mesmos aos diferentes incentivos não são homogêneas. Também, comprovou-se que a $P_{cooperação}$, definida em (3.5),será alta quando os valores da P_{MI} e da P_{ME} se aproximem de 1 já que as configurações das subclasses 3,6,7,8 e 9 foram os que apresentaram melhores resultados e como pode ser evidenciado na Figura 4.8, são os que tem pelo menos uma das suas características próximas de 1.

No cenário onde as características intrínsecas e extrínsecas dos usuários são definidas aleatoriamente (seção 4.1.1), observou-se em todos os casos analisados, que os usuários ativos participam em mais da metade das solicitações realizadas pela plataforma. Pode-se concluir que existe uma relação diretamente proporcional entre a relação de cooperação e o $Pgto_0$, pois, embora a diferença seja mínima, quanto maior for o valor do $Pgto_0$ maior será a relação de cooperação. Também comprovou-se que quando o $Pgto_0$ é maior, o sistema tem consequentemente o seu pagamento total, o pagamento por participação e a média do pagamento oferecido, maior como foi apontado nas Figuras 4.9, 4.10 e 4.12. Desta forma podemos afirmar que a modelagem proposta consegue captar a essência de que um incentivo maior será recompensado com uma maior participação.

Em [68], o cenário analisado tem uma menor quantidade de localizações físicas (42), consequentemente os usuários se encontram concentrados numa área menor e cada localização física tem uma maior quantidade de eventos em comparação ao cenário maior apresentado nesta seção. Devido a este fato, podemos observar que nas distintas métricas analisadas o cenário com uma maior quantidade de localizações físicas (vértices), precisa de uma maior quantidade de eventos para atingir seu estado estável, etapa três do modelo, em relação a um com menos localizações físicas [68]. Isto pode ser observado por exemplo nas Figuras 4.2, 4.3, 4.7 e 4.9 onde foi necessária uma maior quantidade de eventos para que o modelo

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1321828/CA

encontre a quantidade final de usuários eliminados e o pagamento médio oferecido por participação em relação aos resultados apresentados em [68]. Portanto, podemos afirmar que quanto menor o número de localizações maior será a interação entre os usuários e a plataforma.

4.2 Resultados Modelo de Incentivo 2 para MCS

Nas simulações conduzidas, foram consideradas 183 células ou localizações físicas. O conjunto inicial de usuários participantes foi igual a 1000 e o número de requisitos da plataforma ou eventos foi igual a 13330. A localização dos eventos foi definida aleatoriamente obedecendo uma distribuição uniforme, enquanto que a localização inicial dos usuários foi definida através de uma prova de Bernoulli usando as probabilidades previamente definidas na Tabela 3.1. Do mesmo modo que nas simulações da seção 4.1 para o cálculo de (3.5) consideramos inicialmente que os valores de γ, ϕ, P_I e P_E são números aleatórios uniformemente distribuídos e também foram conduzidas simulações com quatro distintos valores de $Pgto_0$, 0.25, 0.5, 0.75 e o pagamento máximo 1. A variável que indica a quantidade mínima de tentativas de participação M é igual a 10. Com a finalidade de analisar e comprovar se o modelo consegue que o sistema atinja a $r_{desejada}$ definida pela plataforma, realizamos testes com distintos valores da mesma. Como as constantes lim_{inf} e lim_{sup} dependem diretamente de $r_{desejada}$, elas também adotaram distintos valores para cada simulação. Foram executadas 10 simulações para cada combinação fixa de parâmetros do problema e os resultados apresentados a seguir são a média aritmetica dos mesmos.

4.2.1 Resultados sem considerar o modelo de mobilidade

Primeiramente, vamos realizar uma análise similar à que fizemos para o modelo de incentivo 1. Conduzimos simulações para os distintos valores de $Pgto_0$, todas as simulações consideraram inicialmente uma $r_{desejada} = 0.5$.

Começamos avaliando a quantidade de usuários participantes. Pode se perceber, na Figura 4.14, que a quantidade de participantes eliminados do sistema e desconsiderados da rede MCS não tem uma mudança significativa nem bem definida para as distintas configurações de $Pgto_0$.

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1321828/CA

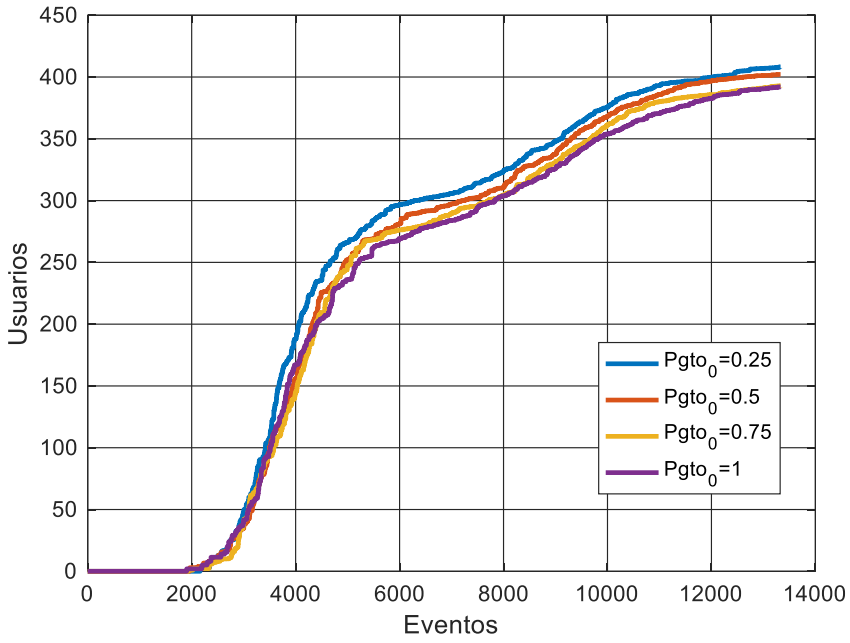

Figura 4.14: Quantidade de usuários eliminados para configurações com distinto $Pgto_0$ para modelo 2

Ao redor de 40% dos participantes são eliminados neste caso. A forma da curva é dada pela máscara de eliminação onde podemos observar que, quando o número de eventos é elevado a quantidade de participantes eliminados cresce. Isto se deve ao fato de que, nesse ponto, os usuários conseguem atingir o número de participações do segundo limiar da máscara de eliminação. Quanto maior for o número de eventos maior será a probabilidade de que cada usuário consiga atingir o número de tentativas de participações do segundo limiar da máscara.

Assim como, na seção 4.1.1, analisaremos as características que possuem os usuários que continuam participando do sistema de sensoriamento coletivo móvel, para assim poder identificar se o modelo consegue identificar corretamente o tipo de usuário e o tratamento que deve ser dado ao mesmo. Priorizar aqueles que conseguem atingir os intervalos de relação de cooperação definidos pela plataforma.

Os usuários serão classificados da mesma forma que na Figura 4.2, considerando as probabilidades de motivação extrínseca e intrínseca e da mesma forma cada usuário terá um par ordenado, (P_{MI}, P_{ME}), que nos permitirá realizar a representação gráfica dos níveis de motivação dos usuários em um plano cartesiano divido em subgrupos ou classes, que pode ser observada na Figura 4.15.

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1321828/CA

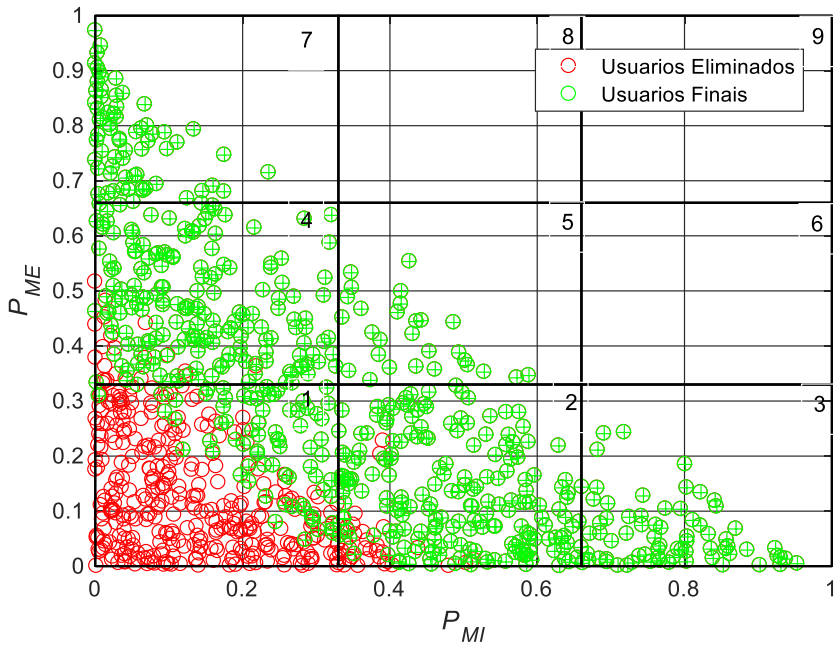

Figura 4.15: Representação gráfica dos níveis de motivação dos usuários em um plano cartesiano divido em subgrupos

Os pontos vermelhos e verdes da Figura 4.15 representam as coordenadas cartesianas de um usuário, sendo que os de cor vermelho são os usuários eliminados do sistema ao longo do experimento e os de cor verde os dos usuários finais, aqueles que atingiram os requisitos da plataforma. Para uma melhor análise, os distintos intervalos ou subclasses foram enumerados, o número de cada subclasse pode ser observado na esquina superior direita de cada intervalo. Isto se deve ao fato de que na mesma se encontram os valores mais baixos tanto de motivação extrínseca como intrínseca. Já na segunda e quarta subclasse são eliminados aqueles usuários que possuem alguma das suas motivações próximas de zero, a extrínseca no caso da quarta e a intrínseca no caso da segunda. Esta análise é de grande importância já que através da mesma conseguimos comprovar que o modelo de incentivo realiza corretamente a interpretação das respostas dos usuários aos diferentes incentivos. Consegue determinar com que tipo de usuário está se tratando e se vale a pena continuar investindo no mesmo, alcançando assim um dos seus principais objetivos, o de encontrar um conjunto de participantes que cumpra com os requisitos da plataforma.

Como complemento da análise da Figura 4.15, na Figura 4.16 temos uma representação quantitativa do número de usuários que participaram do sistema e dos

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1321828/CA

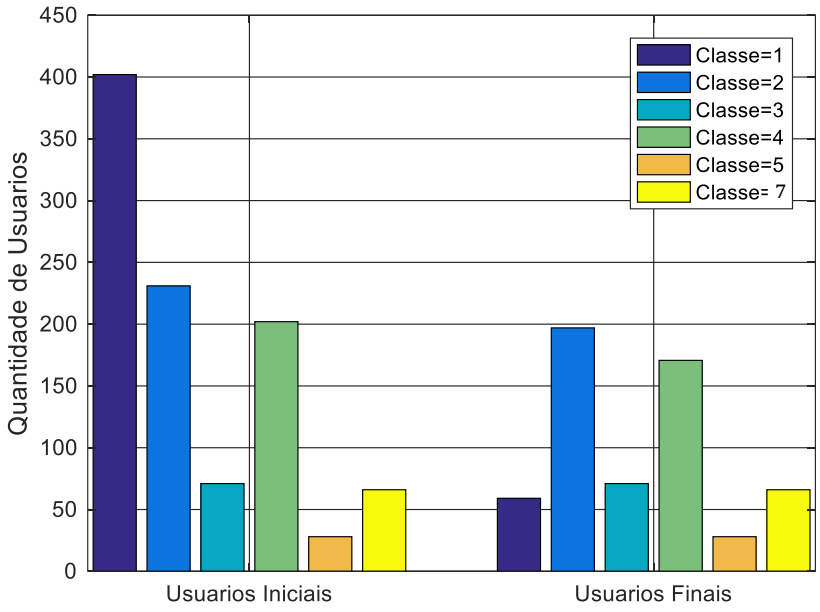

Figura 4.16: Quantidade de usuários iniciais e finais divididos por classe

que foram eliminados divididos por classe. Podemos observar que as classes da diagonal (3,5 e 7), conseguem ter a totalidade de seus usuários participando até o final do experimento.

No caso dos pagamentos que foram bem-sucedidos e resultaram na participação dos usuários, fizemos uso da mesma métrica usada para o modelo 1. Para apresentar o pagamento médio por participação de cada configuração calculamos a média móvel com uma janela de 100 pontos. Na Figura 4.17 é apresentada a média móvel do pagamento médio por participação para as distintas configurações analisadas. Do mesmo modo que no caso do modelo 1, fica muito evidente o processo da plataforma em primeiramente encontrar rapidamente o pagamento que tenha como consequência a participação dos usuários. Nos casos das curvas com $Pgto_0$ igual a 0.25, 0.5 e 0.75 pode-se observar como nas primeiras solicitações de informações o pagamento médio por participação se incrementa. Isto devido a primeira parte do modelo na qual nas primeiras rodadas o pagamento oferecido é incrementado se o usuário decide não participar do sistema. Conforme a quantidade de eventos aumenta, podemos observar que as curvas começam a ter uma queda, evidenciando assim a procura por diminuir o pagamento oferecido pela plataforma. Podemos também observar a

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1321828/CA

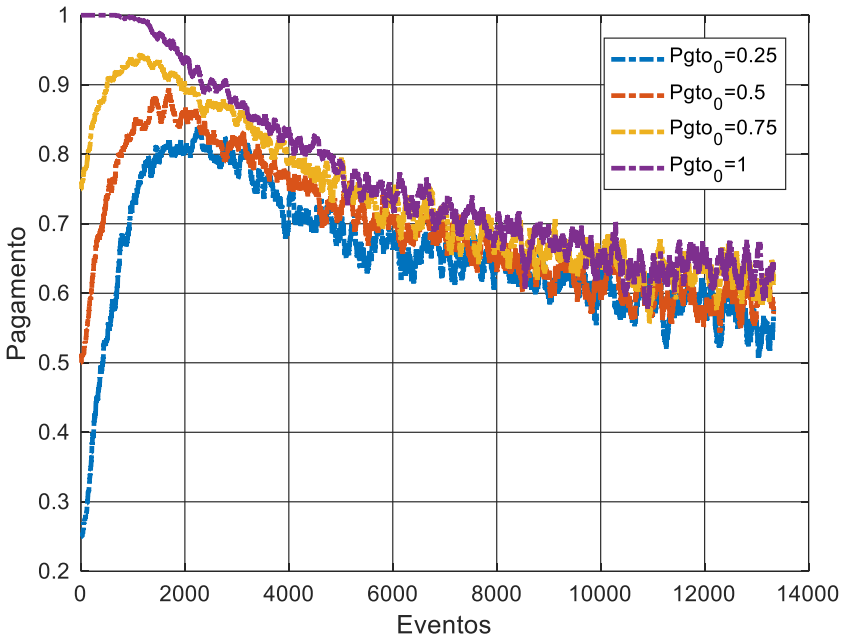

Figura 4.17: Média móvel do pagamento médio por participação para configurações com distinto $Pgto_0$ para modelo 2

relação diretamente proporcional que existe entre o $Pgto_0$ e o pagamento médio por participação.

Na Figura 4.18, podemos observar o pagamento total do sistema para cada configuração e evidenciar que para este modelo de incentivo o pagamento total também tem um crescimento linear dado que independentemente de quantos usuários estejam participando do sistema, sempre existirá um custo por cada participação. A configuração que tem o $Pgto_0 = 1$ é a que tem o maior pagamento total.

As análises de maior interesse são as referentes à relação de cooperação e ao pagamento médio oferecido. Na Figura 4.19, podemos observar a razão de cooperação para as distintas configurações. A primeira observação que deve ser feita é que todos os casos cumprem a premissa máxima do algoritmo que é garantir que os usuários participantes tenham uma razão desejada dentro de um intervalo previamente definido que, neste caso, foi o compreendido por estas dois limitantes: $lim_{inf} = 0.5$ e $lim_{sup} = 0.6$. Embora a diferença seja mínima, comprovamos que quanto maior for o pagamento inicial maior será a relação de cooperação. Outro dado importante que deve ser considerado por quem projeta o sistema é o

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1321828/CA

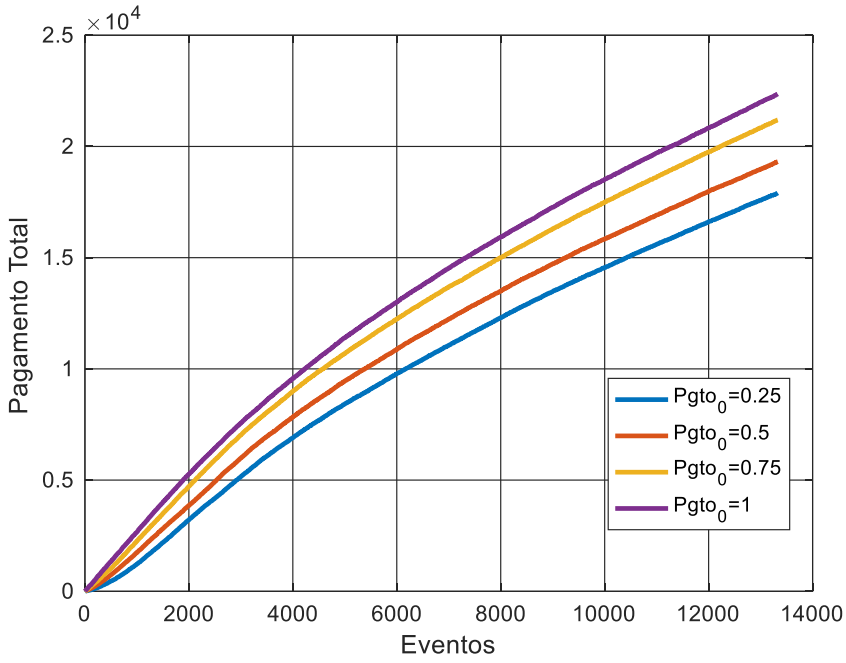

Figura 4.18: Pagamento total da plataforma para configurações com distinto $Pgto_0$ para modelo 2

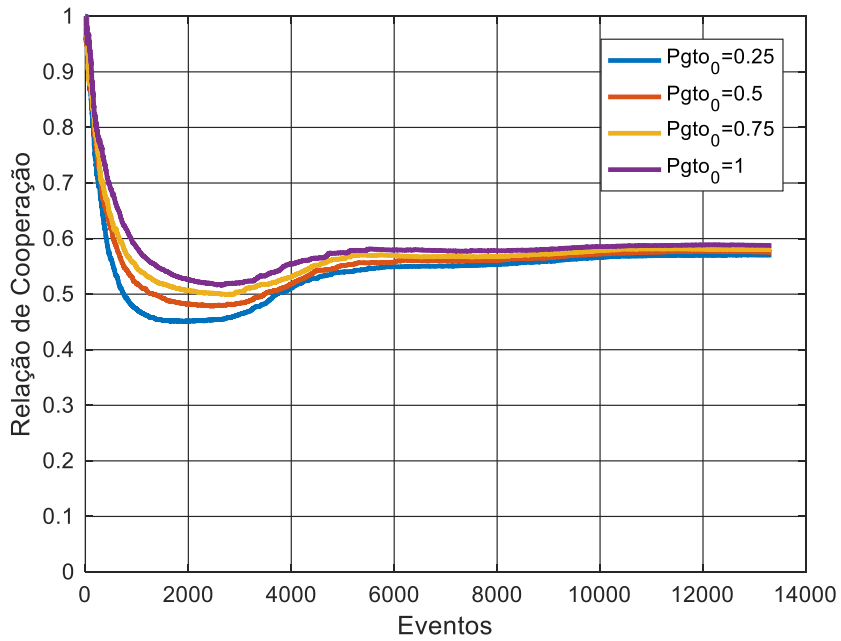

Figura 4.19: Relação de cooperação para configurações com distinto $Pgto_0$ para modelo 2

pagamento médio oferecido, podemos observar na Figura 4.20 que neste caso também se cumpre a relação diretamente proporcional com o pagamento inicial. Deixando em evidência, assim, que para este tipo de modelo a melhor opção é

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1321828/CA

começar oferecendo um pagamento menor já que quando se começa o processo oferecendo um pagamento maior além de elevar os custos do projeto, a abordagem não traz maiores benefícios na relação de cooperação nem na quantidade de usuários participantes.

Na Figura 4.21, podemos observar a utilidade da plataforma que foi definida na Seção 3.4 na equação (3.26), ela representa a quantidade total de respostas que a plataforma recebe. Quanto maior for o $Pgto_0$, maior é a utilidade da plataforma, o que traz um ponto de análise para quem projeta o sistema dado que este pequeno ganho vem com maiores custos como evidenciado na Figura 4.18. O comportamento linear desta métrica se justifica quando analisamos que a mesma representa o valor cumulativo das respostas, que continuam chegando ao longo do tempo.

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1321828/CA

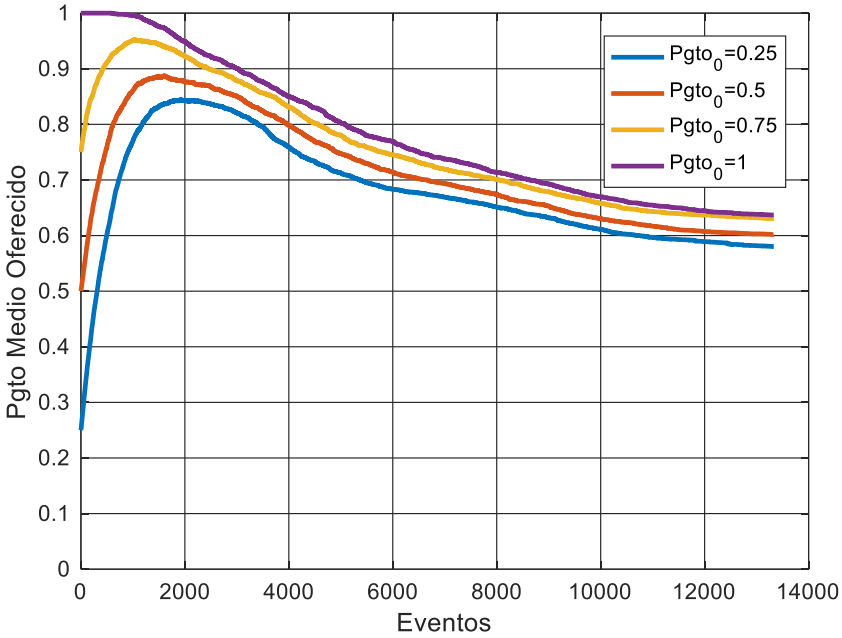

Figura 4.20: Pagamento médio oferecido da plataforma para configurações com distinto $Pgto_0$ para modelo 2

Para poder comprovar que o modelo e o comportamento dos seus resultados não dependem do número de usuários, foi conduzida uma análise com um número menor de usuários participantes. No apêndice A, encontra-se a comparação das distintas métricas já apresentadas para um experimento com 500 usuários inicias e o já apresentado de 1000 usuários inicias. A partir da análise pode-se concluir que

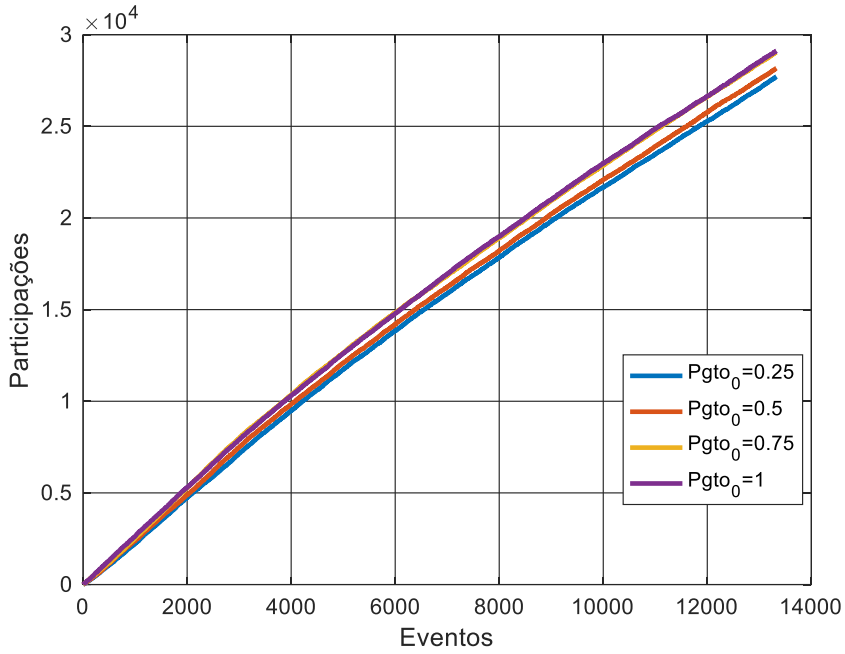

Figura 4.21: Utilidade da plataforma para configurações com distinto $Pgto_0$ para modelo 2

o comportamento das distintas métricas é independente do número de usuários já que que para ambos casos as curvas analisadas têm o mesmo comportamento.

Uma vez conduzida a análise similar à realizada para o modelo de incentivo 1, é necessário agora comparar os resultados obtidos com outra metodologia já que se seguimos a mesma usada até agora e só mudamos o valor da $r_{desejada}$ para comparar o comportamento das distintas métricas mudando o pagamento inicial, as conclusões e tipos de curvas obtidas serão as mesmas. Isto pode ser evidenciado no apêndice B onde apresentamos as curvas das distintas métricas analisadas para distintos pagamentos inicias com uma $r_{desejada} = 0.7$.

Para se ter uma melhor análise passaremos a observar as curvas para distintas $r_{desejada}$ com um pagamento inicial fixo que, neste caso, será igual a 0.5. No caso dos usuários eliminados, o número é maior quando a razão desejada é alta. Isto pode ser evidenciado na Figura 4.22 e se deve principalmente a que as máscaras de eliminação são mais restritivas quando a razão desejada é maior. Podemos também interpretar este resultado da seguinte forma, existem poucos usuários que conseguem ter uma participação nesses limites.

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1321828/CA

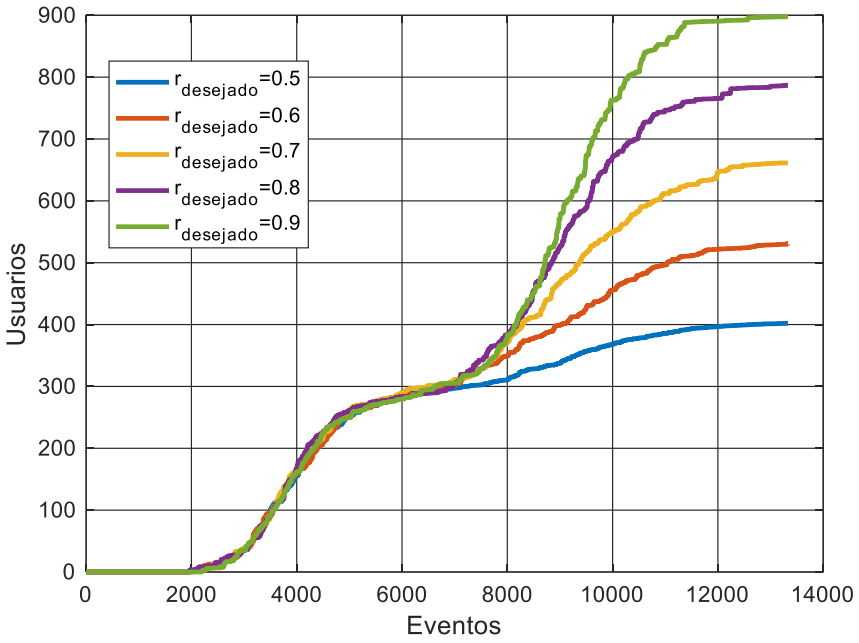

Figura 4.22: Usuários eliminados para distintos $r_{desejada}$ para modelo 2

Avaliamos agora, os usuários participantes e eliminados na subdivisão por subgrupos como realizado na Figura 4.15. Desde a Figura 4.23 até a Figura 4.26 encontramos esta análise para o intervalo de razões desejadas entre 0.6 até 0.9, lembrando que a análise deste caso para a razão desejada igual a 0.5 encontra-se na Figura 4.15. Neste conjunto de Figuras podemos reforçar a conclusão obtida através da Figura 4.22, quanto maior for o valor da razão desejada maior é o número de usuários eliminados. Podemos observar que o aumento da razão desejada faz com que aqueles usuários que eram considerados num cenário de uma menor razão desejada sejam eliminados quando o cenário tem exigências maiores. As características dos usuários finais ou sobreviventes se afastam cada vez mais da origem quando a razão desejada é incrementada, convergindo na diagonal do plano. Assim como na Figura 4.15, conseguimos comprovar para as distintas razões desejadas que o modelo de incentivo consegue determinar e escolher os usuários que melhor se adaptam aos requisitos iniciais da plataforma. Além de comprovar que numa população com distintos tipos de usuários é complicado ter uma grande quantidade de usuários que cumpram requisitos estritos.

Nestas representações gráficas pode-se observar também, a presença de alguns erros pontuais na identificação do tipo de usuário, como no caso da Figura 4.26, onde temos um usuário participante no quadrante inferior esquerdo que

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1321828/CA

deveria ter sido eliminado. Podemos definir que acontece um erro na identificação do tipo de usuário quando: i) um usuário é considerado um participante ativo tendo a sua probabilidade de cooperação menor que o critério restritivo da máscara de eliminação ou quando ii) um usuário é eliminado tendo a sua probabilidade de cooperação maior que o critério restritivo da máscara de eliminação. Lembrando que a probabilidade de cooperação foi definida em (3.5), e é igual à soma de P_{MI} e P_{ME}, características representadas nestas Figuras (4.23-4.26). Na Tabela 4.1 encontram-se a quantidade de erros para cada caso com distinto valor de $r_{desejada}$. Na segunda coluna da mesma, estão tabulados os erros de eliminação (usuários que não deveriam ter sido eliminados), enquanto na terceira coluna temos os erros de participação (usuários que deveriam ter sido eliminados). Na última coluna da Tabela 4.1 podemos observar a porcentagem de erros ocorridos em relação ao número total de usuários, a partir destes dados conseguiu-se demonstrar que o modelo de incentivo consegue determinar corretamente o tipo de usuário com o que está interagindo mais de 92% das vezes para o caso no qual a $r_{desejada} = 0.5$. Já para o caso de $r_{desejada} = 0.9$, o modelo determina corretamente o tipo de usuário mais de 95% das vezes. Demonstrando assim, que a quantidade de erros é baixa quando comparada as decisões tomadas para a totalidade dos usuários e que quanto maior for a $r_{desejada}$ menor será a quantidade de erros.

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1321828/CA

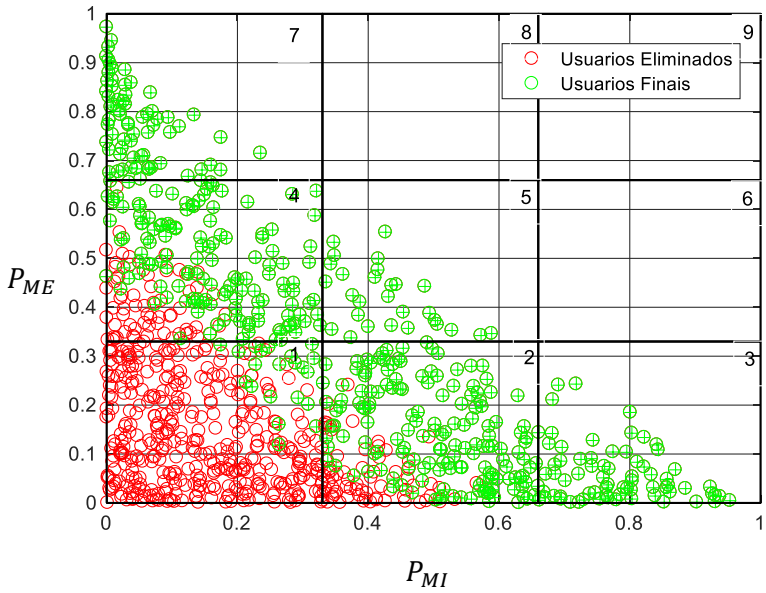

Figura 4.23: Representação gráfica dos níveis de motivação dos usuários em um plano cartesiano dividido em subgrupos para a $r_{desejada} = 0.6$

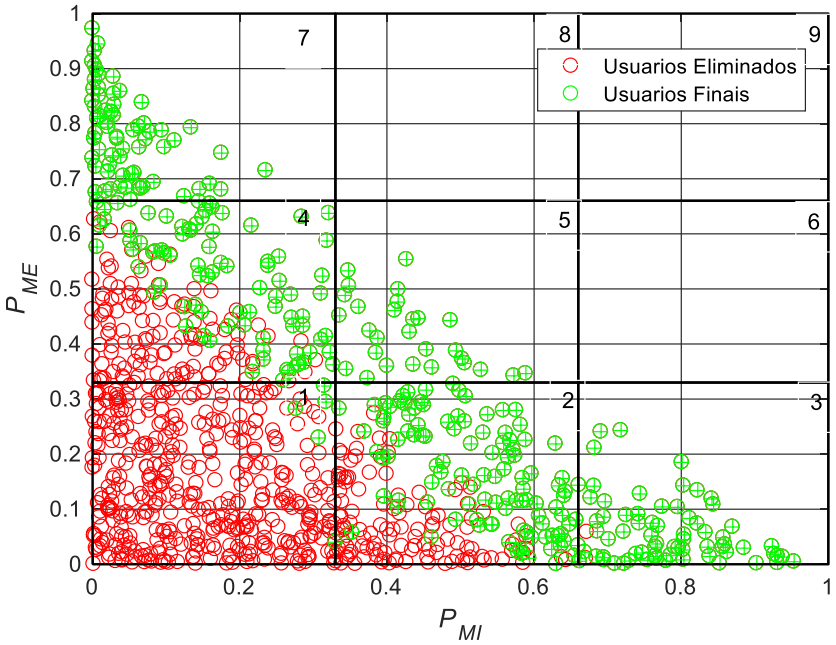

Figura 4.24: Representação gráfica dos níveis de motivação dos usuários em um plano cartesiano dividido em subgrupos para a $r_{desejada} = 0.7$

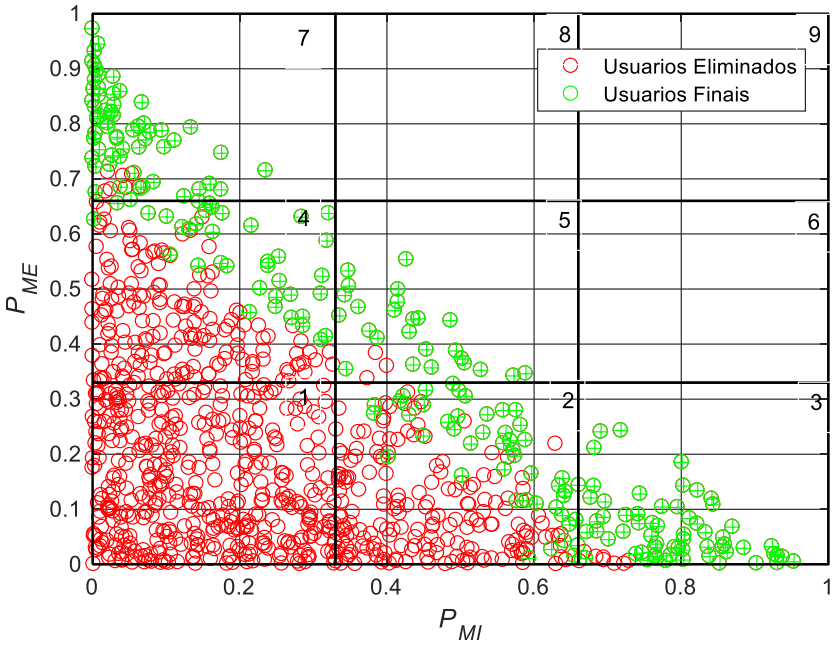

Figura 4.25: Representação gráfica dos níveis de motivação dos usuários em um plano cartesiano dividido em subgrupos para a $r_{desejada} = 0.8$

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1321828/CA

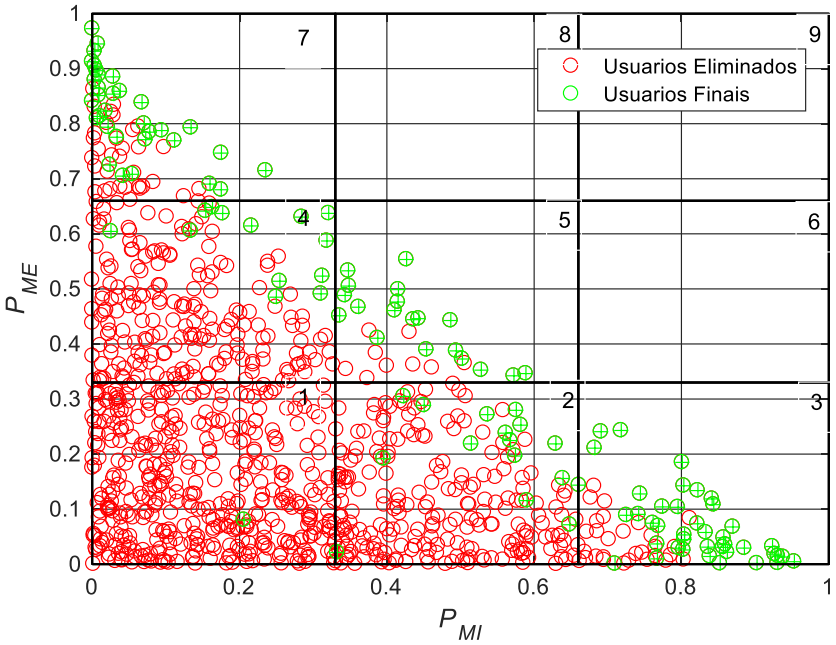

Figura 4.26: Representação gráfica dos níveis de motivação dos usuários em um plano cartesiano dividido em subgrupos para a $r_{desejada} = 0.9$

Erros na identificação do tipo de usuário				
$r_{desejada}$	Qtd. de erros eliminação	Qtd. de erros participação	Qtd. Total de erros	Percentagem de erros
0.5	56	23	79	7,9%
0.6	48	24	72	7,2%
0.7	45	27	72	7,2%
0.8	35	23	58	5,8%
0.9	27	22	49	4,9%

Tabela 4.1: Análise da quantidade de erros na identificação do tipo de usuário

Na Figura 4.27, podemos observar que o modelo cumpre com os seus objetivos previamente definidos para cada $r_{desejada}$, já que para cada caso a razão de cooperação consegue se aproximar do intervalo definido pelos seus respectivos lim_{inf} e lim_{sup}. O valor médio oferecido aos usuários para atingir a razão desejada especifica pode ser observado na Figura 4.28, onde podemos observar que quanto maior for a razão desejada maior será o pagamento médio oferecido aos usuários. Isto acontece ao longo de todo o experimento. Também podemos observar que a razão desejada determina quanto é possível diminuir o pagamento e, no caso de

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1321828/CA

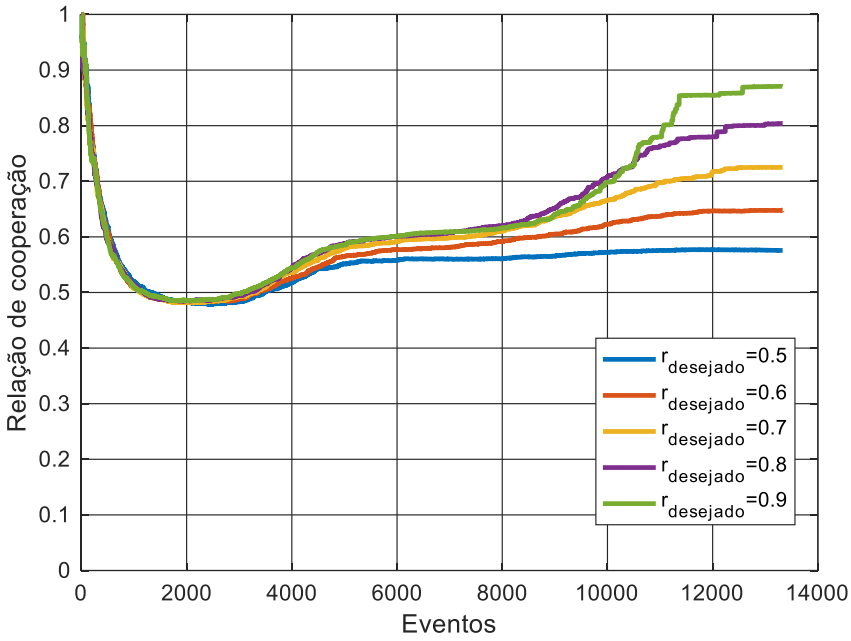

Figura 4.27: Relação de cooperação para configurações com distinto $r_{desejada}$ para modelo 2

razões desejadas maiores é evidente que o pagamento médio oferecido tem uma diminuição mais discreta que no caso de razões desejadas menores.

Finalmente, vamos analisar o pagamento total do sistema, Figura 4.29, e a utilidade da plataforma, Figura 4.30. Para cada caso podemos observar que as configurações que possuem um valor maior de razão desejada são também as que tem uma menor quantidade de usuários ativos (Figura 4.22). Porém, mesmo assim, conseguem ter um custo mais elevado do que as que tem uma razão desejada menor na maior parte do tempo do experimento. Este comportamento muda na parte final do experimento quando todos os usuários participantes atingiram a quantidade de oportunidades suficientes para comparar a sua razão de cooperação móvel com o segundo limiar das máscaras de eliminação.

Os cenários que possuem uma razão desejada elevada passam a ter uma grande quantidade de usuários eliminados o que reflete numa queda considerável no pagamento total do sistema como pode ser observado nos casos $r_{desejada} = 0.8$ e $r_{desejada} = 0.9$ na Figura 4.29. Um comportamento similar pode ser observado no caso da utilidade total da plataforma na Figura 4.30, no qual da mesma forma as curvas dos casos $r_{desejada} = 0.8$ e $r_{desejada} = 0.9$ são afetadas pela diminuição do

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1321828/CA

número de usuários participantes. A maior utilidade foi atingida pelo cenário que definiu a sua razão desejada igual a 0.6, isto se deve principalmente ao equilíbrio existente entre o tipo de usuários participantes e a quantidade dos mesmos.

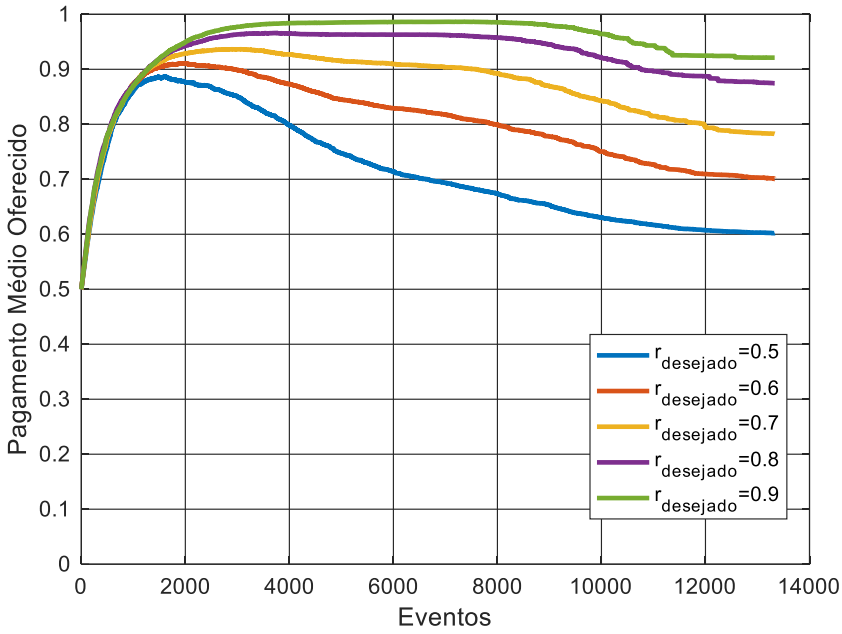

Figura 4.28: Pagamento médio oferecido da plataforma para configurações com distinto $r_{desejada}$ para modelo 2

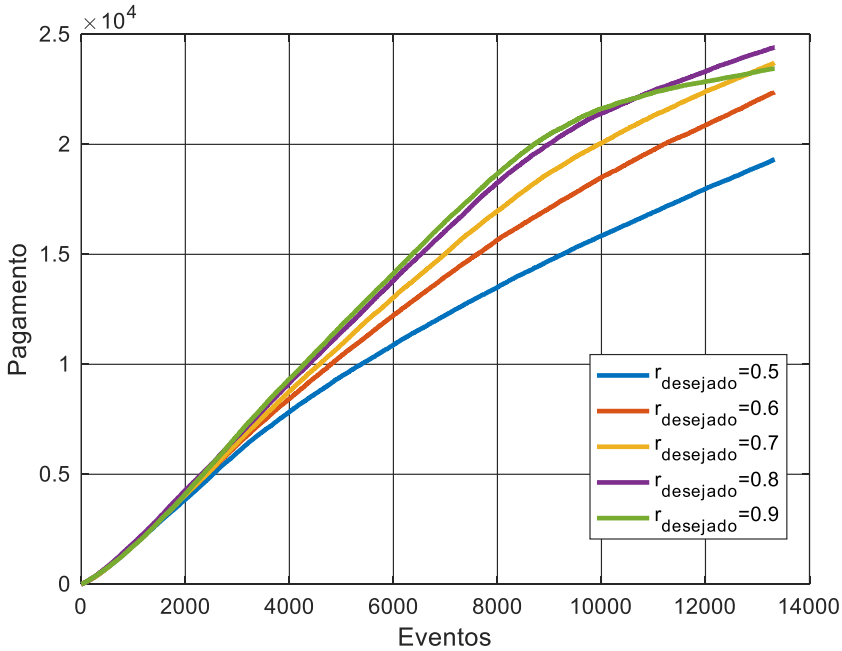

Figura 4.29: Pagamento total da plataforma para configurações com distinta $r_{desejada}$ para modelo 2

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1321828/CA

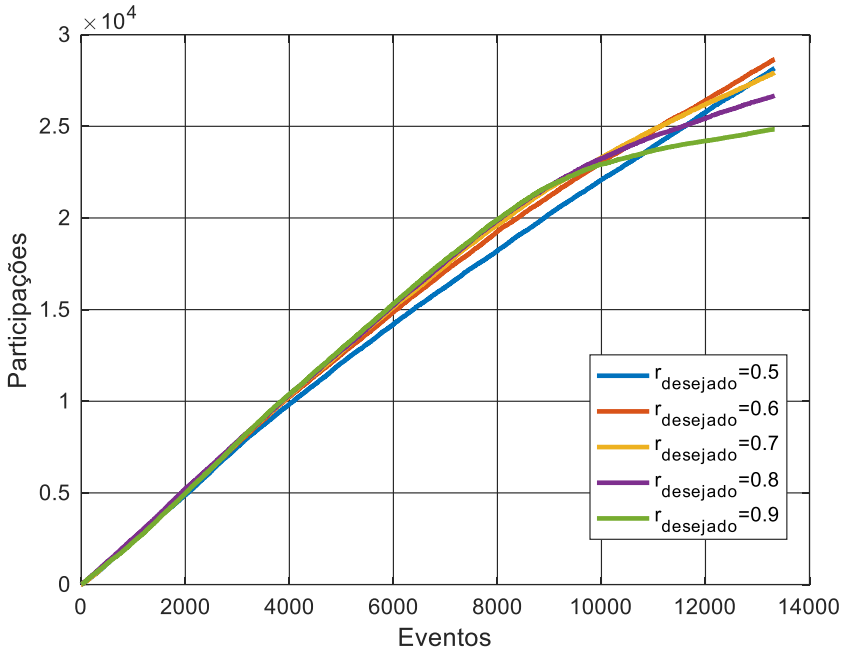

Figura 4.30: Utilidade total da plataforma para configurações com distinta $r_{desejada}$ para modelo 2

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1321828/CA

4.2.2
Resultados considerando o modelo de mobilidade

Nesta seção realizaremos a análise do comportamento dos usuários e do modelo de incentivo quando os mesmos possuem certos padrões de movimento. Cada usuário seguirá as considerações determinadas na Seção 3.3. Será definido um vértice no qual inicia seu dia ou trajeto que pode ser considerado como o local de residência e um vértice de destino, o mesmo que é considerado como o local onde conduz as suas atividades diárias (trabalho, estudo, entre outras) e passa a maior parte do tempo do dia. A velocidade de cada usuário V_r, é sorteada entre os seguintes valores $V_{max} = 8\frac{m}{s}$ e $V_{\min} = 4\frac{m}{s}$ e é considerada constante, ambos valores foram definidos a partir da análise do tempo médio que as pessoas demoram para se movimentar de um ponto A a um ponto B na cidade.

Para que nosso cenário tenha a noção de espaço e tempo precisamos definir um intervalo de tempo no qual a plataforma solicitará a informação em um vértice específico, o que também é definido como um evento. Este intervalo é igual a 500 segundos e teremos 86 eventos por dia, que representam ao redor de 12 horas, considerando assim o ciclo completo diário de uma pessoa. O número total de eventos será igual ao da Seção 3.3, isto é, 13330, que representam neste caso 155

dias. Em uma primeira análise, o número de dias avaliados pode parecer exagerado, mas para este caso é importante esclarecer que nosso objetivo é observar como a mobilidade diária das pessoas afeta as métricas que avaliam o modelo de incentivo, pelo qual precisamos de vários dias para poder-se ter uma melhor conclusão. Visando emular os distintos horários e agendas que cada pessoa possui, determinamos que o tempo de partida de cada usuário do seu vértice de início, no começo do dia, será definido aleatoriamente dentro da primeira hora do dia, em outras palavras cada pessoa iniciará a sua viagem em algum momento dentro da primeira hora do dia.

Para analisar como a mobilidade afeta a participação dos usuários vamos considerar a quantidade de possíveis participantes (todos aqueles que se encontram na localização de interesse e que receberam uma solicitação) em cada evento ao longo do dia, e posteriormente avaliaremos a média de cada instante de tempo ao longo dos 155 dias. Na Figura 4.31, podemos observar os eventos que ocorrem nos horários nos quais existe movimentação dos usuários, isto é, para chegar aos seus destinos e voltar aos seus endereços residenciais no final do dia, nestes instantes de tempo teremos uma maior quantidade de possíveis participantes. Demonstrando, assim, que quando se considera a mobilidade humana o sistema consegue compreender uma maior quantidade de espaço físico. Isto também pode ser confirmado com a Figura 4.32 na qual temos a média do número de usuários participantes por evento, ao igual que na Figura 4.31 podemos observar que a mobilidade também se vê representada em uma maior quantidade de usuários participantes.

Quando realizamos uma análise similar para o cenário sem mobilidade, na Figura 4.33 podemos observar que em média temos a mesma quantidade de participantes para cada evento, afirmando assim as vantagens da mobilidade.

Também é importante esclarecer que caso se precise realizar uma análise na qual o modelo de incentivo converge com maior velocidade, poderia se projetar que, em cada instante de tempo, ocorram solicitações ou eventos simultâneos em distintos vértices.

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1321828/CA

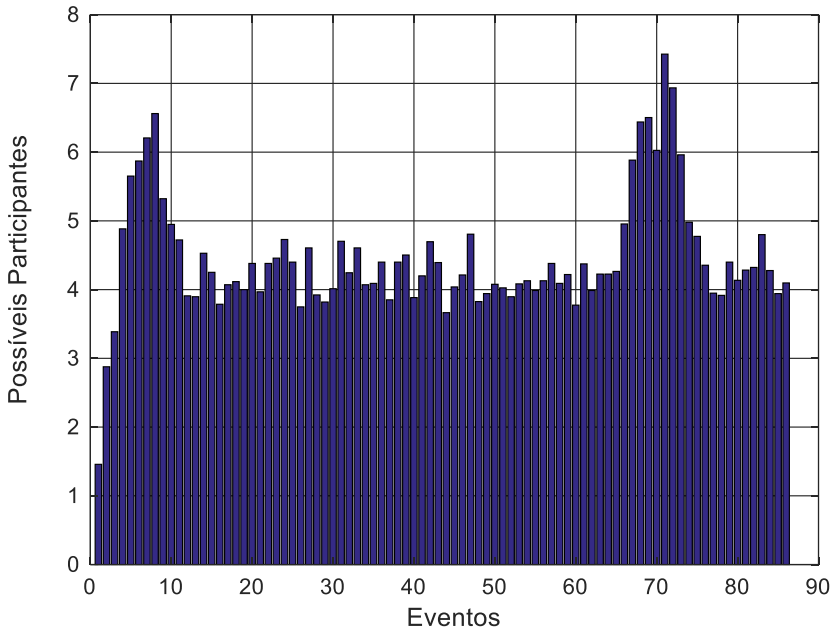

Figura 4.31: Média da quantidade de possíveis participantes em cada evento ao longo do dia

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1321828/CA

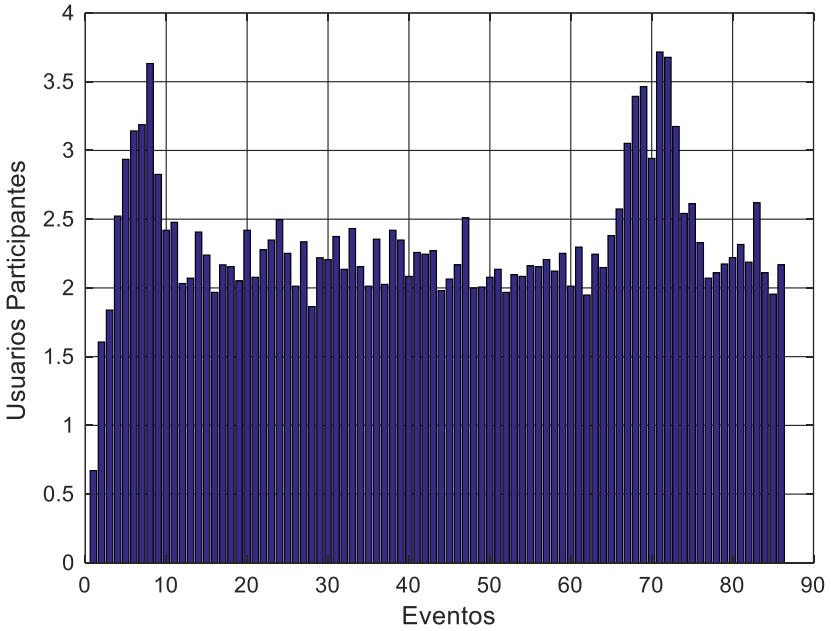

Figura 4.32: Média da quantidade de usuários participantes em cada evento ao longo do dia

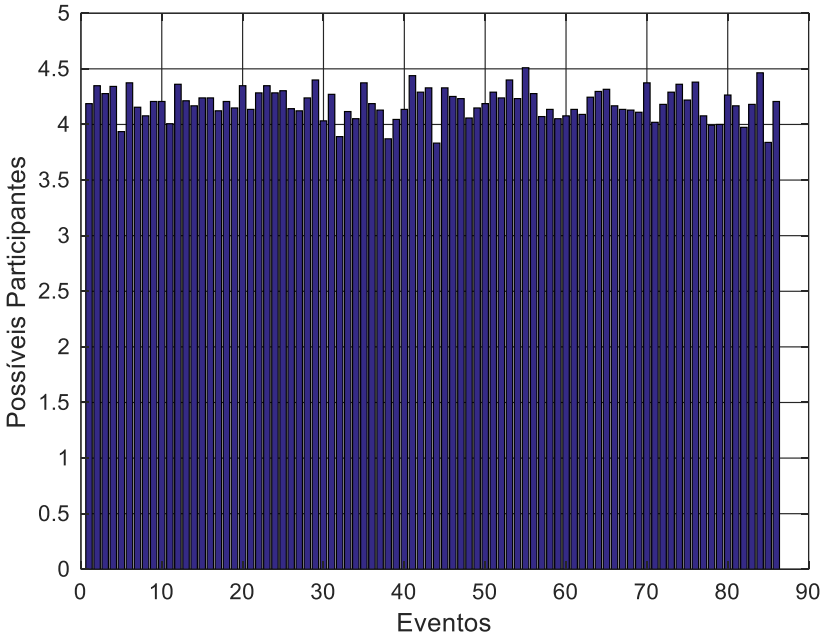

Figura 4.33: Média da quantidade de possíveis participantes em cada evento ao longo do dia sem modelo de mobilidade

A comparação entre os resultados do cenário sem mobilidade com os do cenário que considera o modelo de mobilidade será representada através de tabelas nas quais observaremos o valor das distintas métricas no último instante de tempo de cada experimento. Decidiu-se apresentar os resultados desta forma devido ao fato de que o comportamento das curvas é bem similar às apresentadas na seção anterior o que termina poluindo a figura e não nos permite realizar a análise. Para algumas métricas, a diferença entre ambos cenários é mínima e isto pode ser evidenciado nas Tabelas 4.2 e 4.3 onde se encontram tabulados o pagamento médio oferecido e a razão de cooperação, respectivamente. No caso do pagamento médio oferecido, a diferença entre ambos cenários para os distintos pagamentos iniciais é mínima, inferior ao 0,10%. Com relação a razão de cooperação a diferença entre os valores de ambos cenários para os diferentes experimentos é ainda menor, demonstrando assim que a mobilidade dos usuários não afeta esta métrica. No caso dos usuários eliminados na Tabela 4.4, existem diferenças maiores em relação aos casos anteriores, mas ainda baixas, demonstrando assim que esta métrica também não se vê afetada pela mobilidade dos usuários.

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1321828/CA

Pagamento médio oferecido		
$\boldsymbol{Pgto_0}$	**Mobilidade**	**Sem Mobilidade**
$Pgto_0 = 0.25$	0,6633	0,6766
$Pgto_0 = 0.5$	0,7028	0,7007
$Pgto_0 = 0.75$	0,7293	0,7346
$Pgto_0 = 1$	0,7501	0,7445

Tabela 4.2: Comparação do pagamento médio oferecido entre os cenários com e sem mobilidade

Razão de Cooperação		
$\boldsymbol{Pgto_0}$	**Mobilidade**	**Sem Mobilidade**
$Pgto_0 = 0.25$	0,6476	0,6460
$Pgto_0 = 0.5$	0,6475	0,6482
$Pgto_0 = 0.75$	0,6557	0,6542
$Pgto_0 = 1$	0,6620	0,6631

Tabela 4.3: Comparação da razão de cooperação entre os cenários com e sem mobilidade

Usuários Eliminados		
$\boldsymbol{Pgto_0}$	**Mobilidade**	**Sem Mobilidade**
$Pgto_0 = 0.25$	541,8	531,2
$Pgto_0 = 0.5$	526,3	531,3
$Pgto_0 = 0.75$	525,7	521,6
$Pgto_0 = 1$	518,4	518,5

Tabela 4.4: Comparação do número de usuários eliminados entre os cenários com e sem mobilidade

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1321828/CA

O incremento no número de participações que existe quando consideramos que os usuários têm um certo padrão de mobilidade faz com que a utilidade da plataforma e o pagamento total do sistema sejam maiores em relação ao cenário sem mobilidade. Pode-se observar que isto se cumpre para todos os testes com os distintos valores de pagamento inicial. Esta diferença pode ser observada nas Tabelas 4.5 e 4.6, respectivamente. A utilidade da plataforma, como definida previamente, não é mais que a somatória das participações de todos os usuários ao longo de todo o experimento, portanto seu incremento se encontra justificado. No caso do pagamento total do sistema o mesmo tem uma relação direta com a quantidade de participações, cada participação deve ser remunerada com o

incentivo oferecido, assim então quanto maior seja a quantidade de participações maior será o pagamento total da plataforma.

Utilidade da Plataforma		
$\boldsymbol{Pgto_0}$	**Mobilidade**	**Sem Mobilidade**
$Pgto_0 = 0.25$	29020	28125
$Pgto_0 = 0.5$	30053	28661
$Pgto_0 = 0.75$	30742	28863
$Pgto_0 = 1$	30994	29279

Tabela 4.5: Comparação da utilidade da plataforma entre os cenários com e sem mobilidade

Pagamento Total		
$\boldsymbol{Pgto_0}$	**Mobilidade**	**Sem Mobilidade**
$Pgto_0 = 0.25$	21462,36	20885,24
$Pgto_0 = 0.5$	23320,35	22370,44
$Pgto_0 = 0.75$	25347,41	23882,23
$Pgto_0 = 1$	26471,59	25252,94

Tabela 4.6: Comparação do pagamento total do sistema entre os cenários com e sem mobilidade

4.2.3. Resumo dos Resultados do modelo de incentivo 2

Ao longo da seção foram apresentados os diferentes testes e métricas analisadas para avaliar o modelo de incentivo descrito na seção 3.4.2. A primeira observação que deve ser feita é que o modelo consegue fazer com que a razão de cooperação total do sistema convirja para a razão desejada, previamente definida pela plataforma.

Para o cenário analisado, observou-se que quanto maior for a razão desejada pela plataforma, maior será o número de usuários eliminados e maior também será o pagamento médio oferecidos aos usuários. O modelo consegue definir satisfatoriamente o conjunto de usuários participantes e o conjunto de usuários eliminados, como observado na Tabela 4.1 os erros na identificação do tipo de usuário são inferiores ao 8% para todos os casos. Para este modelo também se comprovou que quanto maior for o pagamento inicial maior será a relação de cooperação. Através da comparação de um experimento com 500 usuários inicias e

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1321828/CA

outro de 1000 usuários inicias (apêndice A), pode-se concluir que o comportamento das métricas é independente do número de usuários.

Analisando o pagamento total do sistema e a utilidade da plataforma, observamos que as configurações que possuem um valor maior de razão desejada são as que tem uma maior utilidade e um maior pagamento na maior parte da duração do experimento. Este comportamento muda na parte final do experimento quando todos os usuários participantes têm atingido a quantidade de oportunidades suficientes para comparar a sua razão de cooperação móvel com o segundo limiar das máscaras de eliminação. Os cenários que possuem uma razão desejada elevada passam a ter uma grande quantidade de usuários eliminados o que reflete numa queda considerável no pagamento total do sistema e na utilidade do mesmo como pode ser observado nos casos $r_{desejada} = 0.8$ e $r_{desejada} = 0.9$ nas Figuras 4.29 e 4.30.

Finalmente, se fez a análise do modelo de incentivo num cenário no qual os usuários tenham o padrão de mobilidade descrito na seção 3.3. Através desta análise demonstramos as vantagens que a mobilidade traz para este tipo de abordagem. Existe uma maior quantidade de oportunidades de participação. Da comparação dos cenários com e sem mobilidade, concluímos que as métricas que tem os seus resultados afetados pela mobilidade são a utilidade da plataforma e o pagamento total do sistema.

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1321828/CA

5
Conclusões

Nesta tese apresentamos os distintos pontos considerados críticos para a criação de uma rede MCS. A mobilidade dos usuários participantes e o incentivo à participação dos mesmos são os assuntos nos quais é baseada a nossa abordagem. A partir da análise destas características, foram desenvolvidas soluções para estes problemas, tentando assim conseguir criar mecanismos ou modelos que permitam ter uma implementação o mais próximo possível da realidade.

No capítulo 2 foram apresentados os conceitos teóricos da Teoria de Grafos e da Teoria de Jogos sobre os quais baseamos as soluções propostas.

No capítulo 3 são apresentadas as soluções propostas. Primeiramente na Seção 3.2 descrevemos uma modelagem probabilística para a caracterização do comportamento dos usuários onde este enfoque permitiu simular a disponibilidade de recursos dos usuários e a não homogeneidade das respostas destes. Na Seção 3.3 apresentamos o modelo de mobilidade implementado para o sensoriamento coletivo móvel. Comprovamos que o modelo apresentado em [48] pode ser estendido a outras cidades e trabalhar com diferentes infraestruturas, como é mostrado nas simulações de nosso modelo para a cidade de Rio de Janeiro. Para a implementação do mesmo foram considerados dados reais da cidade além de considerar as atividades diárias das pessoas. Na Seção 3.4.1 apresentamos nossa primeira contribuição para o modelo de incentivo para sensoriamento coletivo móvel. Este modelo decide o valor do incentivo oferecido analisando as últimas participações de cada usuário. Através deste procedimento foi possível comprovar o comportamento dos usuários aos incentivos oferecidos. Na Seção 3.4.2, foi apresentado o segundo modelo de incentivo proposto, que tem conceitos mais robustos e é baseado na Teoria de Jogos, considera praticamente a totalidade das participações do usuário para definir o valor do incentivo que lhe será oferecido.

No capítulo 4, foram apresentados os resultados dos diferentes experimentos conduzidos. Na Seção 4.1, são apresentados os resultados para o primeiro modelo de incentivo. A partir destes resultados verificou-se ser possível representar a

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1321828/CA

incerteza de participação dos usuários e demonstrar que cada usuário reage de diferentes formas aos incentivos oferecidos. Comprovamos e evidenciamos o custo que pode significar começar realizando um pagamento máximo fixo a todos os tipos de usuários na etapa de captação de usuários, mecanismo empregado na maioria dos trabalhos da literatura. O uso de pagamentos variáveis permite uma economia no custo total do sistema. Confirmamos que quanto maior for o pagamento inicial oferecido pelo sistema, maior será o custo total do mesmo. Com os resultados conseguimos afirmar que a $P_{cooperação}$ será alta quando os valores da P_{MI} e da P_{ME} se aproximem de 1 já que as configurações das subclasses 3,6,7,8 e 9 foram os que apresentaram melhores resultados e como pode ser evidenciado na Figura 4.1, são os que tem pelo menos uma das suas características próximas de 1.

Na Seção 4.2.1, foram apresentados os resultados do segundo modelo de incentivo proposto. Conseguimos comprovar que o algoritmo cumpre com os requisitos definidos pela modelagem, sendo um dos seus maiores destaques fazer com que a razão de cooperação total do sistema convirja para a razão definida pela plataforma. O modelo consegue estimar satisfatoriamente o tipo de usuários e o incentivo que deve ser oferecido a cada um deles com a única informação que ele obtém da interação com cada usuário, as respostas aos diferentes incentivos. O critério de eliminação de usuários é cumprido e no final do experimento só restam aqueles que conseguem atingir os requisitos da plataforma, como mostrado na Figura 4.15. Quanto maior for a razão desejada pela plataforma menor será o conjunto de usuários participantes, já que uma maior razão desejada tem requisitos mais rigorosos.

Na Seção 4.2.2, foi feita a análise do modelo de incentivo num cenário no qual os usuários tenham o padrão de mobilidade descrito na seção 3.3. Através desta análise demonstramos as vantagens que a mobilidade traz para este tipo de abordagem. Existe uma maior quantidade de oportunidades de participação quando os usuários se encontram em movimento, pois os mesmos atingem uma maior quantidade de localizações físicas. Da comparação dos cenários com e sem mobilidade, concluímos que as métricas que tem os seus resultados afetados pela mobilidade são a utilidade da plataforma e o pagamento total do sistema, devido a que neste caso existe uma maior quantidade de participações.

Analisando o jogo no qual se baseia o modelo de incentivo 2 com a teoria do equilíbrio de Nash podemos definir que no caso da plataforma a melhor resposta

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1321828/CA

evidentemente será a solicitação da informação, que além de ser a melhor resposta é a estratégia dominante. Logo para o usuário a melhor resposta neste modelo de jogo será cooperar com uma probabilidade $P_{cooperação}$ e não cooperar com uma probabilidade $1 - P_{cooperação}$.

É importante destacar que os modelos de incentivo propostos conseguem os seus objetivos e resultados somente considerando informações locais ou próprias enquanto soluções apresentadas em outros trabalhos consideram informações dos usuários vizinhos.

Modelar características importantes do comportamento humano e de MCS permite aos pesquisadores realizar testes em diferentes cenários para ter uma melhor análise deste novo paradigma de sensoriamento sem a necessidade de implementar um sistema real.

Para trabalhos futuros propomos projetar um modelo que limite o valor dos incentivos oferecidos considerando o orçamento da plataforma para o pagamento total do sistema. Devem também ser buscados métodos que permitam realizar uma comparação justa dos modelos de incentivo com outras soluções já propostas. Os modelos aqui desenvolvidos podem servir como base para outras implementações e analises.

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1321828/CA

6
Referências bibliográficas

[1] GUO, B., HAN, Q., CHEN, H., SHANGGUAN, L., ZHOU, Z., & YU, Z. **The emergence of visual crowdsensing: Challenges and opportunities**. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 19(4): 2526-2543, 2017.

[2] BAMIDURO, W., & VAN DER MEULEN, R. **Worldwide Device Shipments Will Increase 2.1** Percent in 2018. Press release, from https://www.gartner.com/newsroom/id/3849063, 2016.

[3] KEMP, S. Digital in 2017: **Global overview. We are social**, 2017.

[4] EVANS, D. **The internet of things: How the next evolution of the internet is changing everything**. CISCO white paper. p. 1-11, 2011.

[5] BAGUENA, M., CALAFATE, C. T., CANO, J. C., & MANZONI, P. An Adaptive Anycasting Solution for Crowd Sensing in Vehicular Environments**. IEEE Transactions on Industrial Electronics**, 62(12): 7911-7919, 2015

[6] GUO, B., YU, Z., ZHOU, X., & ZHANG, D. **From participatory sensing to mobile crowd sensing**. In Pervasive Computing and Communications Workshops (PERCOM Workshops), IEEE International Conference, p. 593-598, March 2014.

[7] HIGUCHI, T., YAMAGUCHI, H., HIGASHINO, T., & TAKAI, M. **A neighbor collaboration mechanism for mobile crowd sensing in opportunistic networks**. In Communications (ICC), IEEE International Conference, p. 42-47, June 2014.

[8] VLAHOGIANNI, E. I., & BARMPOUNAKIS, E. N. **Driving analytics using smartphones: Algorithms, comparisons and challenges**.

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1321828/CA

Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 79, p. 196-206, 2017.

[9] LAU, B. P. L., HASALA, M. S., KADABA, V. S., THIRUNAVUKARASU, B., YUEN, C., YUEN, B., & NAYAK, R. **Extracting point of interest and classifying environment for low sampling crowd sensing smartphone sensor data.** In: 2017 IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications Workshops (PerCom Workshops), p. 201-206, March 2017.

[10] CHEN, Y., & SHEN, C. **Performance analysis of smartphone-sensor behavior for human activity recognition**. IEEE Access, *5*, p. 3095-3110, 2017.

[11] LIVINGSTON, J., & STEELE, R. **A crowdsensing algorithm for imputing Zika outbreak location data**. In: 2017 IEEE 8th Annual Ubiquitous Computing, Electronics and Mobile Communication Conference (UEMCON), p. 334-340, October 2017.

[12] MOHAN, P., PADMANABHAN, V. N., & RAMJEE, R. **Nericell: rich monitoring of road and traffic conditions using mobile smartphones**. In Proceedings of the 6th ACM conference on Embedded network sensor systems, p. 323-336, November 2008.

[13] HULL, B., BYCHKOVSKY, V., ZHANG, Y., CHEN, K., GORACZKO, M., MIU, A., & MADDEN, S. **CarTel: a distributed mobile sensor computing system**. In: Proceedings of the 4th international conference on Embedded networked sensor systems, ACM, p. 125-138, October 2006.

[14] PAN, B., ZHENG, Y., WILKIE, D., & SHAHABI, C. (2013, November). **Crowd sensing of traffic anomalies based on human mobility and social media**. In: Proceedings of the 21st ACM SIGSPATIAL International Conference on Advances in Geographic Information Systems, ACM, p. 344-353, November 2013.

[15] JÚNIOR, J. F., CARVALHO, E., FERREIRA, B. V., DE SOUZA, C., SUHARA, Y., PENTLAND, A., & PESSIN, G. **Driver behavior**

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1321828/CA

profiling: An investigation with different smartphone sensors and machine learning. PLoS one, 12(4), 2017.

[16] CHEN, X., & LIU, N. Smart Parking by Mobile Crowdsensing**.** **International Journal of Smart Home**, 10(2): 219-234, 2016

[17] VILLANUEVA, F. J., VILLA, D., SANTOFIMIA, M. J., BARBA, J., & LOPEZ, J. C. **Crowdsensing smart city parking monitoring.** 2015 IEEE 2nd World Forum on In Internet of Things (WF-IoT), p. 751-756, December 2015.

[18] DUTTA, P., AOKI, P. M., KUMAR, N., MAINWARING, A., MYERS, C., WILLETT, W., & WOODRUFF, A. **Common sense: participatory urban sensing using a network of handheld air quality monitors**. In Proceedings of the 7th ACM conference on embedded networked sensor systems, p. 349-350, November 2009.

[19] DUTTA, J., CHOWDHURY, C., ROY, S., MIDDYA, A. I., & GAZI, F. **Towards Smart City: Sensing air quality in city based on opportunistic crowd-sensing**. In Proceedings of the 18th International Conference on Distributed Computing and Networking, p. 42, January 2017.

[20] ANTONIĆ, A., BILAS, V., MARJANOVIĆ, M., MATIJAŠEVIĆ, M., OLETIĆ, D., PAVELIĆ, M., & SKORIN-KAPOV, L. (2014, September). **Urban crowd sensing demonstrator: Sense the zagreb air**. In: 2014 22nd International Conference on Software, Telecommunications and Computer Networks (SoftCOM), pp. 423-424, September 2014.

[21] LEONARDI, C., CAPPELLOTTO, A., CARAVIELLO, M., LEPRI, B., & ANTONELLI, F. **SecondNose: an air quality mobile crowdsensing system**. In: Proceedings of the 8th Nordic Conference on Human-Computer Interaction: Fun, Fast, Foundational, ACM, p. 1051-1054, October 2014.

[22] ZHAO, X., WANG, N., HAN, R., XIE, B., YU, Y., LI, M., & OU, J. Urban infrastructure safety system based on mobile crowdsensing.

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1321828/CA

International Journal of Disaster Risk Reduction, 27: 427-438, 2018

[23] EKMAN, F., KERÄNEN, A., KARVO, J., & OTT, J. **Working day movement model**. In: Proceedings of the 1st ACM SIGMOBILE workshop on Mobility models, ACM, p. 33-40, May 2008.

[24] KARAMSHUK, D., BOLDRINI, C., CONTI, M., & PASSARELLA, A. Human mobility models for opportunistic networks. **Communications Magazine**, IEEE, 49(12):157-165, 2011.

[25] VAKIL, A., & RUSSON, M. Smartphone and Security Challenges. **International Journal of Business and Social Science**. CPI, 2017

[26] WEI, L. K., & ANWAR, T. **Analysis of motivation approach in mobile crowdsensing application: Specialize on public transportation domain**. In: 2017 6th ICT International Student Project Conference (ICT-ISPC), IEEE, p. 1-4, May 2017.

[27] GANTI, R. K., YE, F., & LEI, H. Mobile crowdsensing: current state and future challenges. **IEEE Communications Magazine**, 49(11):32-39, 2011.

[28] MA, H., ZHAO, D., & YUAN, P. Opportunities in mobile crowd sensing. **IEEE Communications Magazine**, 52(8):29-35, 2014.

[29] WANG, Y., JIA, X., JIN, Q., & MA, J. **Mobile crowdsourcing: framework, challenges, and solutions**. Concurrency and Computation: Practice and experience, 29(3), 2017.

[30] GUO, B., HAN, Q., CHEN, H., SHANGGUAN, L., ZHOU, Z., & YU, Z. The emergence of visual crowdsensing: Challenges and opportunities. **IEEE Communications Surveys & Tutorials**, 19(4):2526-2543, 2017.

[31] RESTUCCIA, F., GHOSH, N., BHATTACHARJEE, S., DAS, S. K., & MELODIA, T. Quality of Information in Mobile Crowdsensing: Survey and Research Challenges. **ACM Transactions on Sensor Networks (TOSN)**, 13(4):34, 2017.

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1321828/CA

[32] ALVEAR, O., CALAFATE, C. T., CANO, J. C., & MANZONI, P. Crowdsensing in Smart Cities: Overview, Platforms, and Environment Sensing Issues. **Sensors**, 18(2):460, 2018.

[33] ZHANG, D., WANG, L., XIONG, H., & GUO, B. 4W1H in mobile crowd sensing. **IEEE Communications Magazine**, 52(8):42-48, 2014.

[34] LIU, J., SHEN, H., & ZHANG, X. **A survey of mobile crowdsensing techniques: A critical component for the internet of things**. In: 2016 25th International Conference on Computer Communication and Networks (ICCCN), IEEE, p. 1-6, August 2016.

[35] AGARWAL, N., CHAUHAN, S., KAR, A. K., & GOYAL, S. **Role of human behaviour attributes in mobile crowd sensing: A systematic literature review**. Digital Policy, Regulation and Governance, 168-185.Vol. 19 Issue: 2, p.168-185, 2017.

[36] JAIMES, L. G., VERGARA-LAURENS, I. J., & RAIJ, A. A survey of incentive techniques for mobile crowd sensing. **IEEE Internet of Things Journal**, 2(5):370-380, 2015.

[37] HOYLE, B., MASTERS, K. L., NICHOL, R. C., EDMONDSON, E. M., SMITH, A. M., LINTOTT, C., ... & THOMAS, D. Galaxy Zoo: bar lengths in local disc galaxies. **Monthly Notices of the Royal Astronomical Society**, 415(4):3627-3640, 2011.

[38] WIGGINS, A. **eBirding: technology adoption and the transformation of leisure into science**. In Proceedings of the 2011 iConference, ACM, p. 798-799, February 2011.

[39] LIU, X., OTA, K., LIU, A., & CHEN, Z. An incentive game based evolutionary model for crowd sensing networks. **Peer-to-Peer Networking and Applications**, 9(4):692-711, 2016.

[40] FUDENBERG, D., & TIROLE, J. **Game theory**, 1991. Cambridge, Massachusetts, 393, 1991

[41] DUAN, L., KUBO, T., SUGIYAMA, K., HUANG, J., HASEGAWA, T., & WALRAND, J. **Incentive mechanisms for smartphone**

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1321828/CA

collaboration in data acquisition and distributed computing. In: 2012 Proceedings IEEE INFOCOM, IEEE, p. 1701-1709, March 2012.

[42] JAIMES, L. G., CHAKERI, A., LOPEZ, J., & RAIJ, A. **A cooperative incentive mechanism for recurrent crowd sensing**. In: SoutheastCon 2015, IEEE, p. 1-5, April 2015.

[43] TANAS, C., & HERRERA-JOANCOMARTÍ, J. When users become sensors: can we trust their readings?. **International Journal of Communication Systems**, 28(4):601-614, 2015

[44] PENG, D., WU, F., & CHEN, G. **Pay as how well you do: A quality based incentive mechanism for crowdsensing**. In: Proceedings of the 16th ACM International Symposium on Mobile Ad Hoc Networking and Computing, ACM, p. 177-186, June 2015.

[45] BROCH, J., MALTZ, D. A., JOHNSON, D. B., HU, Y. C., & JETCHEVA, J. **A performance comparison of multi-hop wireless ad hoc network routing protocols**. In Proceedings of the 4th annual ACM/IEEE international conference on Mobile computing and networking, ACM, p. 85-97, October 1998.

[46] CAMP, T., BOLENG, J., & DAVIES, V. A survey of mobility models for ad hoc network research. **Wireless communications and mobile computing**, 2(5):483-502, 2002.

[47] BAI, F., SADAGOPAN, N., & HELMY, A. **IMPORTANT: A framework to systematically analyze the Impact of Mobility on Performance of Routing protocols for Ad-hoc Networks**. In INFOCOM 2003. Twenty-second annual joint conference of the IEEE computer and communications, IEEE, Vol. 2, p. 825-835, March 2013.

[48] TANAS, C., & HERRERA-JOANCOMARTÍ, J. (2014). **Crowdsensing Simulation Using ns-3**. In Citizen in Sensor Networks, Springer International Publishing, p. 47-58, 2014.

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1321828/CA

[49] SHU, L., CHEN, Y., HUO, Z., BERGMANN, N., & WANG, L. When mobile crowd sensing meets traditional industry. **IEEE Access**, 5, p. 15300-15307, 2017.

[50] JURKIEWICZ, S. **Grafos–Uma Introdução**, 2009.

[51] WEST, D. B. **Introduction to graph theory (Vol. 2)**. Upper Saddle River: Prentice hall, 2001.

[52] GROSS, J. L., & YELLEN, J. (EDS.). **Handbook of graph theory**. CRC press, 2004.

[53] LEYTON-BROWN, K., & SHOHAM, Y. **Essentials of game theory: A concise multidisciplinary introduction. Synthesis Lectures on Artificial Intelligence and Machine Learning**, Morgan and Claypool Publishers, Princeton, 2(1):1-88, 2008.

[54] JACKSON, M. O. **A brief introduction to the basics of game theory**, 2011.

[55] OSBORNE, M. J. **An introduction to game theory** (Vol. 3, No. 3). New York: Oxford university press, 2004.

[56] SARTINI, B. A., GARBUGIO, G., BORTOLOSSI, H. J., SANTOS, P. A., & BARRETO, L. S. **Uma introdução à teoria dos jogos**. II Bienal da SBM–Universidade Federal da Bahia, 2004.

[57] SHOHAM, Y., & LEYTON-BROWN, K. **Multiagent systems: Algorithmic, game-theoretic, and logical foundations**. Cambridge University Press, 2008.

[58] AUZA, J. M. N., & DE MARCA, J. R. B. A Mobility Model for Crowd Sensing Simulation. **International Journal of Interdisciplinary Telecommunications and Networking (IJITN)**, 9(1):14-25, 2017.

[59] http://www.data.rio/

[60] FEINBERG, J. **Psychological egoism. Ethical Theory: An Anthology**, 13, p. 167-177, 2017

[61] FEHR, E., & FISCHBACHER, U. The nature of human altruism. **Nature**, 425(6960):785-791, 2003.

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1321828/CA

[62] AXELROD, R., & HAMILTON, W. D. The evolution of cooperation. **Science**, 211(4489):1390-1396, 1981.

[63] RYAN, R. M., & DECI, E. L. **Intrinsic and extrinsic motivations: Classic definitions and new directions**. Contemporary educational psychology, 25(1):54-67, 2000.

[64] SANSONE, C., & HARACKIEWICZ, J. M. **Intrinsic and extrinsic motivation: The search for optimal motivation and performance**. Academic Press, 2000

[65] RYAN, R. M., & DECI, E. L. Self-determination theory and the facilitation of intrinsic motivation, social development, and well-being. **American psychologist**, *55*(1):68, 2000.

[66] GNEEZY, U., & RUSTICHINI, A. Pay enough or don't pay at all. **Quarterly journal of economics**, p. 791-810, 2000

[67] DECI, E. L. Effects of externally mediated rewards on intrinsic motivation. **Journal of personality and Social Psychology**, 18(1):105, 1971.

[68] AUZA, J. M. N., DE MARCA, J. R. B., & SIQUEIRA, G. L. **Caracterização da incerteza de participação de usuários para uma rede de sensoriamento coletivo móvel**. XXXV Simpósio Brasileiro de Telecomunicações e Processamento de Sinais, 2017

[69] JOSANG, A., & ISMAIL, R. **The beta reputation system**. In: Proceedings of the 15th bled electronic commerce conference, 5:2502-2511, June 2002

[70] TANAS, C., & HERRERA-JOANCOMARTÍ, J. **Users as Smart Sensors: A mobile platform for sensing public transport incidents**. In: Citizen in Sensor Networks, Springer, p. 81-93, 2013.

[71] BUCHEGGER, S., & LE BOUDEC, J. Y. **A robust reputation system for mobile ad-hoc networks** (No. LCA-REPORT-2003-006), 2003

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1321828/CA

Apêndice A

Neste apêndice são apresentadas as comparações entre os experimentos realizados para 500 e 1000 usuários iniciais num cenário onde consideramos que os usuários se encontram na mesma localização física ao longo de todo o experimento e a razão desejada é igual a 0.5. Nas Figuras A.1 e A.2 onde temos o pagamento médio oferecido e a relação de cooperação respectivamente. Podemos observar que o comportamento destas métricas não depende do número de usuários, dado que os valores para os casos nos que se tem o mesmo valor de $Pgto_0$ mas uma quantidade diferente de usuários iniciais convergem aproximadamente no mesmo valor, este comportamento se deve a que o modelo toma as decisões dos incentivos oferecidos aos usuários um a um. Quanto mais parecido for o valor percentual da quantidade de usuários por subclasse para cada experimento menor será a diferença entre as curvas.

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1321828/CA

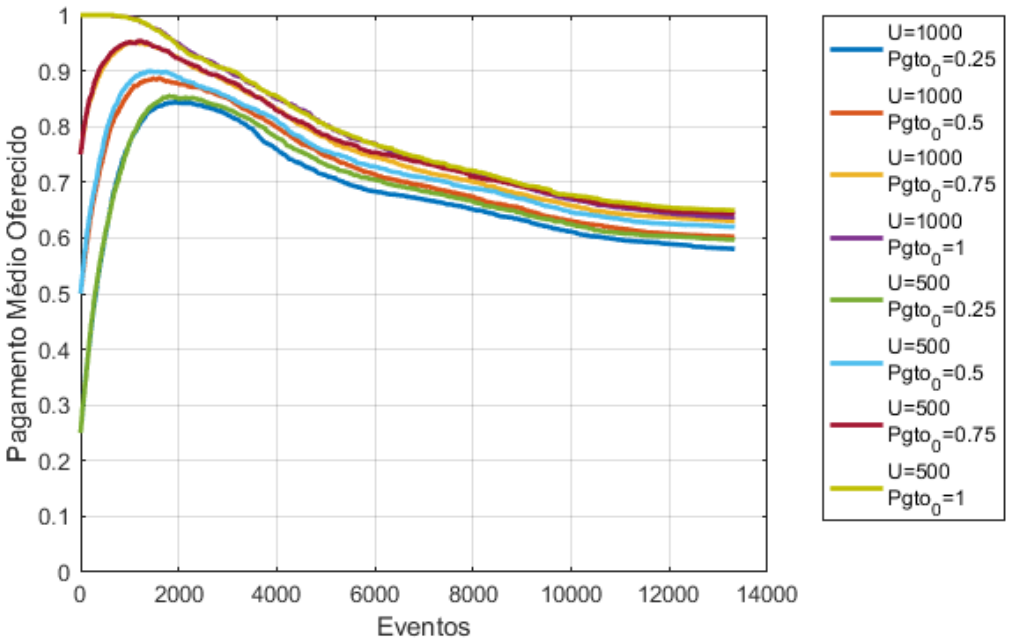

Figura A.1: Pagamento médio oferecido para configurações com distinto $Pgto_0$ e número de usuários inicias igual a 500 e 1000

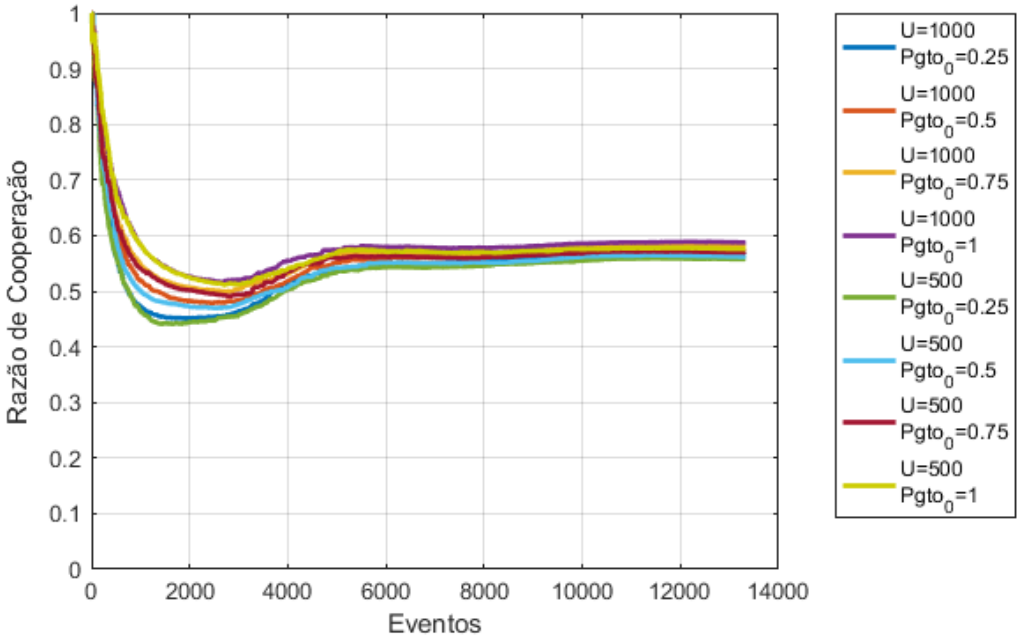

Figura A.2: Relação de cooperação para configurações com distinto $Pgto_0$ e número de usuários inicias igual a 500 e 1000

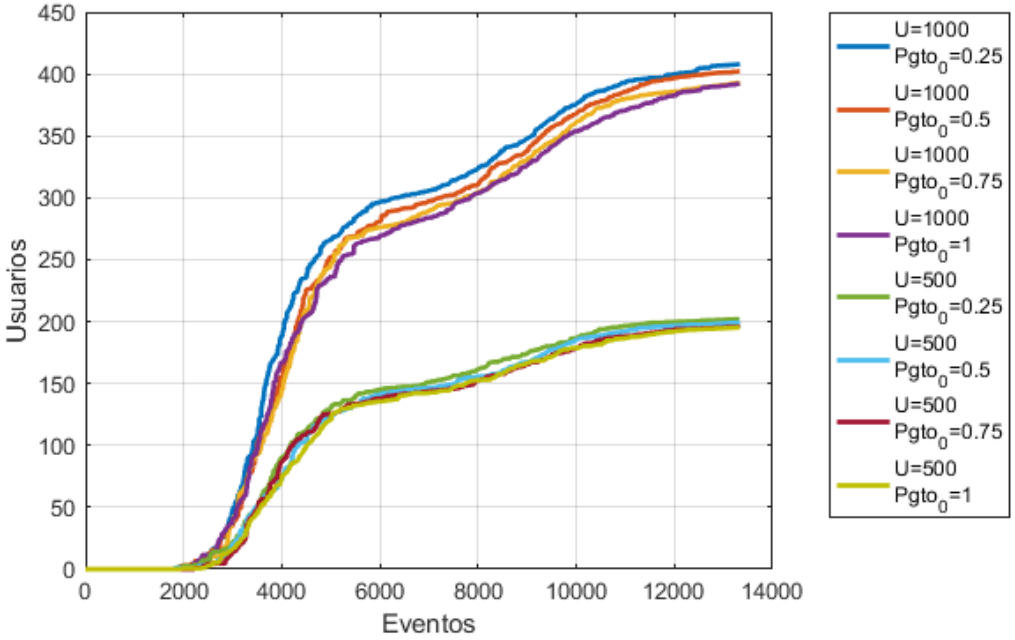

Figura A.3: Quantidade de usuários eliminados para configurações com distinto $Pgto_0$ e número de usuários inicias igual a 500 e 1000

Nas Figuras A.3, A.4 e A.5 se encontram a quantidade de usuários eliminados, o pagamento total do sistema e a utilidade total da plataforma respectivamente. Estas três métricas medem quantidades pelo qual são afetadas pela

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1321828/CA

quantidade de usuários, mas só nos valores nominais porque se observamos as curvas de ambos casos podemos concluir que o comportamento é similar.

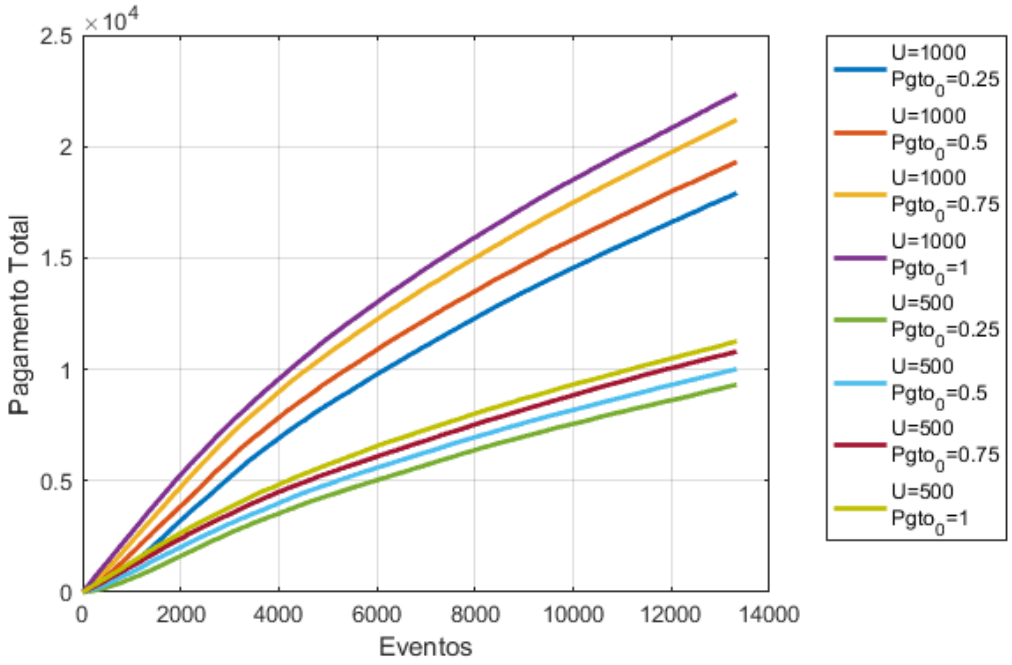

Figura A.4: Pagamento total da plataforma para configurações com distinto $Pgto_0$ e número de usuários inicias igual a 500 e 1000

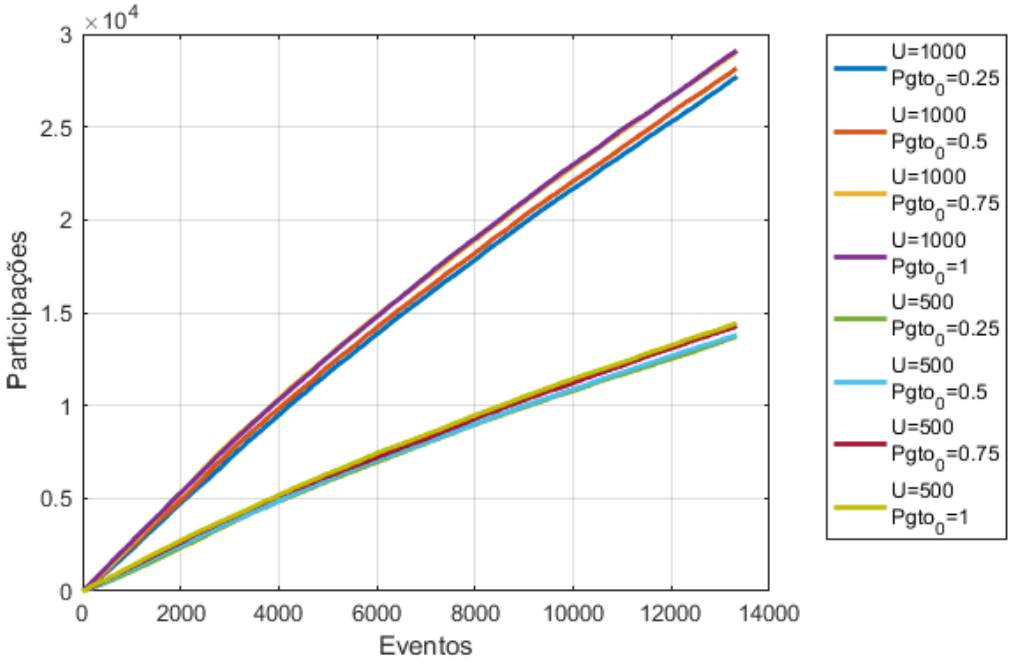

Figura A.5: Utilidade total da plataforma para configurações com distinto e número de usuários inicias igual a 500 e 1000

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1321828/CA

Apêndice B

Neste apêndice são apresentadas as comparações entre os experimentos realizados para 1000 usuários iniciais num cenário onde consideramos que os usuários se encontram na mesma localização física ao longo de todo o experimento e a razão desejada é igual a 0.7.

As análises para este caso são análogas as apresentadas na Seção 4.2.1. Em todas as Figuras deste apêndice pode-se observar a relação diretamente proporcional entre o $Pgto_0$ e as métricas analisadas. Destaque para a Figura B.4 onde podemos confirmar mais uma vez que o modelo de incentivo consegue que o sistema atinja o requerimento da plataforma, que os usuários cooperem com a solicitação em pelo menos 70% do número total de solicitações.

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1321828/CA

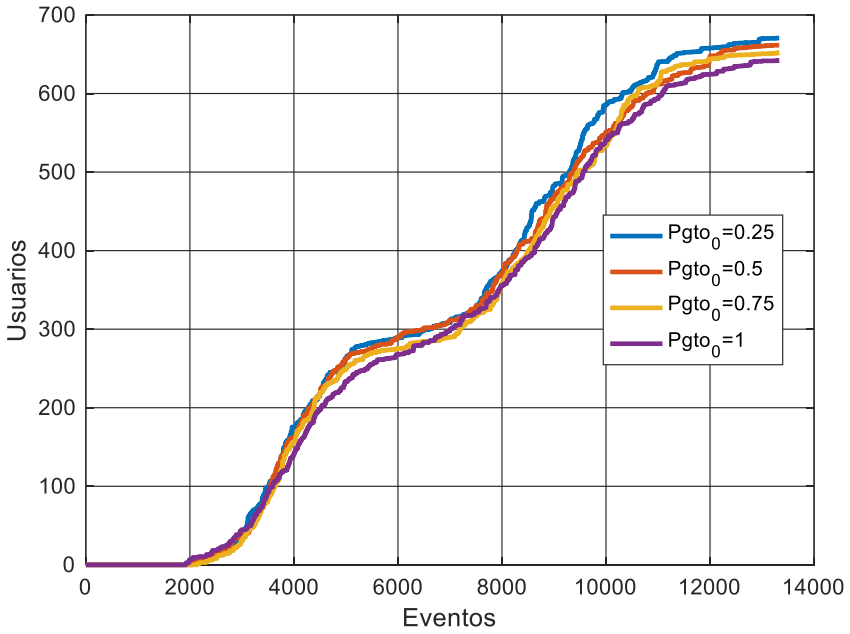

Figura B.1: Quantidade de usuários eliminados para configurações com distinto $Pgto_0$ para $r_{desejado} = 0.7$

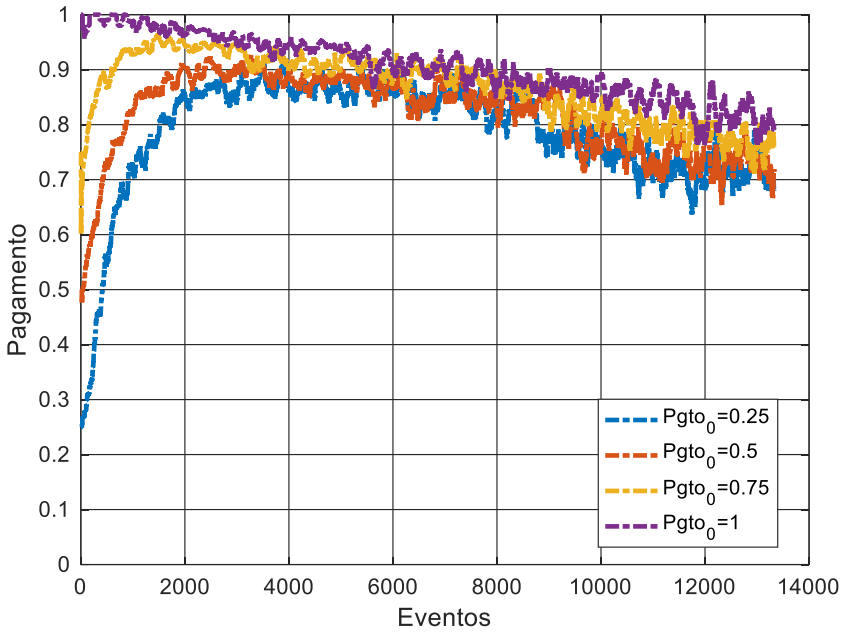

Figura B.2: Média móvel do pagamento médio por participação para configurações com distinto $Pgto_0$ para $r_{desejado} = 0.7$

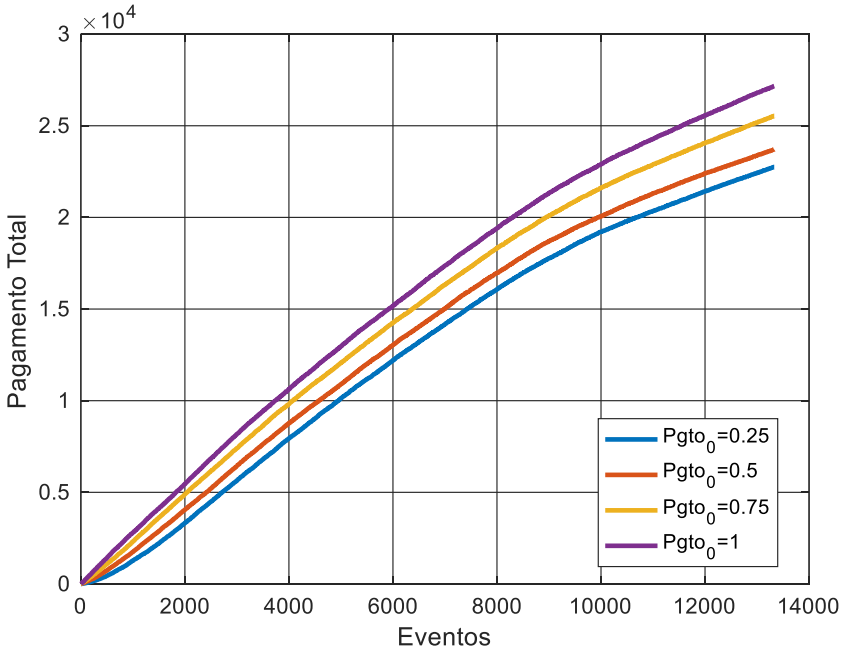

Figura B.3: Pagamento total da plataforma para configurações com distinto $Pgto_0$ para $r_{desejado} = 0.7$

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1321828/CA

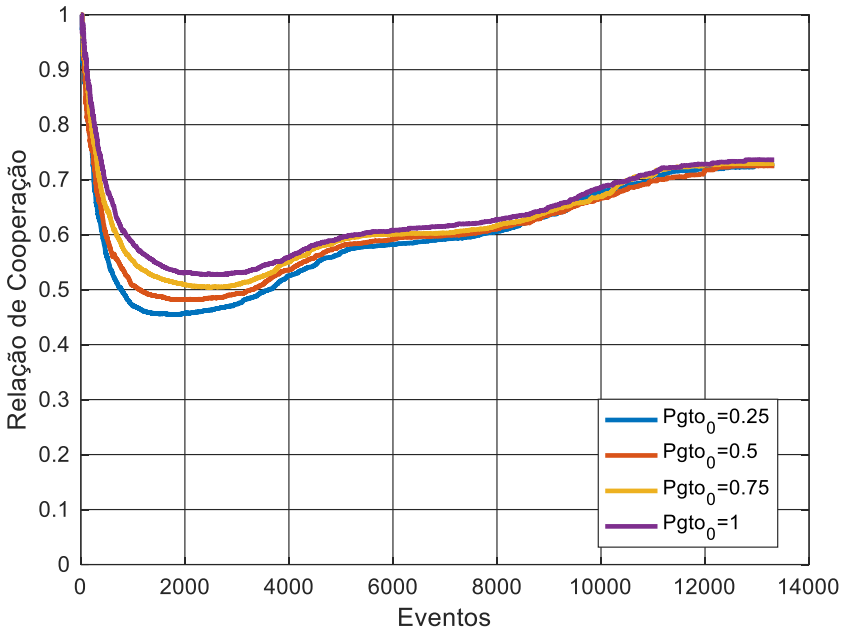

Figura B.4: Relação de cooperação para configurações com distinto $Pgto_0$ para $r_{desejado} = 0.7$

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1321828/CA

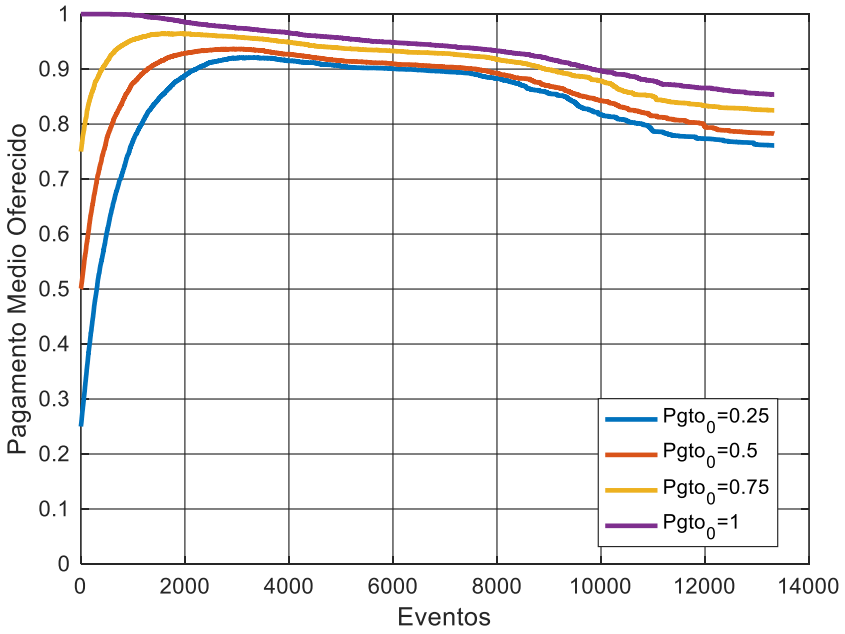

Figura B.5: Pagamento médio oferecido da plataforma para configurações com distinto $Pgto_0$ para $r_{desejado} = 0.7$

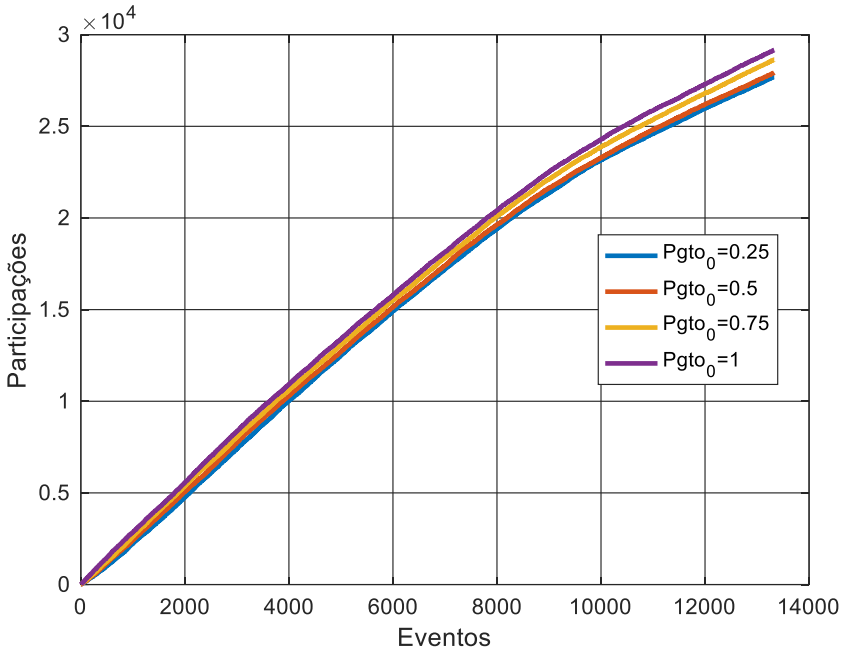

Figura B.6: Utilidade da plataforma para configurações com distinto $Pgto_0$ para $r_{desejado} = 0.7$

PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1321828/CA