Caracterização da incerteza de participação de usuários para uma rede de sensoriamento coletivo móvel

Jose Mauricio Nava Auza, José Roberto B. de Marca e Gláucio Lima Siqueira

***Resumo*— A captação de usuários é um dos principais problemas que tem que ser abordado quando se pensa no sensoriamento coletivo móvel (*mobile crowdsensing,* MCS). Já que este tipo de redes depende inteiramente da participação dos usuários, a quantidade dos mesmos definirá características da rede como conectividade, cobertura, dentre outras. Propomos um modelo de incentivo que considera e modela como variáveis as motivações intrínsecas e extrínsecas dos usuários na decisão de participação em uma rede MCS além de considerar distintos graus de motivação para cada usuário com a finalidade de demostrar que a resposta dos participantes aos incentivos não é homogênea.**

Palavras-Chave*— *sensoriamento coletivo móvel, motivação intrínseca, motivação extrínseca, modelo de incentivo.

***Abstract*— Attracting users is one of the problems that has to be addressed when thinking about mobile crowdsensing (MCS). Since this type of paradigm depends entirely on the users and the amount of them will define most of the network characteristics such as connectivity and coverage among others. We propose an incentive model that takes into account the intrinsic and extrinsic motivations of the users in the decision to participate in an MCS network and considers that the response of the participants to the incentives is not homogeneous.**

Keywords*—*mobile crowdsensing (MCS), intrinsic motivation, extrinsic motivation, incentive model.

I. INTRODUÇÃO

Nos últimos anos 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 essencial de nosso dia a dia. Segundo estudos da empresa de consultoria Gartner, Inc. espera-se que 2,3 bilhões de dispositivos sejam comercializados só no ano corrente. O crescimento esperado para o ano 2019 é, ao redor de 3%.

A grande maioria destes dispositivos móveis possui acesso à internet e uma serie de sensores embutidos (sistema de posicionamento global, câmera, microfone, bússola, acelerômetro entre outros). É devido a estas características que os mesmos representam uma oportunidade para produzir sensoriamento em grande escala do mundo físico. Este novo tipo de sensoriamento é conhecido como crowdsensing móvel (MCS) ou sensoriamento coletivo móvel e tem sido, recentemente, o foco de diversas pesquisas [1-2].

MCS oferece uma série de vantagens e soluções para algumas limitações de projeto que as redes de sensores sem fio clássicas podem enfrentar. Dispositivos móveis possuem maiores capacidades de armazenamento e de computação em relação aos sensores normais. Uma das maiores limitações nas RSSF é o consumo de energia, em MCS os usuários não permitem que seus dispositivos permaneçam sem bateria. Uma rede pode ser projetada com menores custos porque os dispositivos móveis já se encontram distribuídos na maioria das áreas que a rede visa trabalhar.

Uma rede MCS começa com a necessidade de uma informação, este requerimento é entregue a um controlador ou plataforma que outorga a coleta de informações a um determinado conjunto de pessoas. Eles conseguem as mesmas com as suas próprias características, uma vez que as informações tenham sido coletadas as pessoas compartilham as mesmas via internet, este processo pode ser observado na Figura 1. 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[3], soluções para estacionamento [4] e medições dos níveis de poluição das cidades [5]. Em contrapartida, tem-se alguns pontos negativos que devem ser considerados, por exemplo quando um usuário móvel participa em uma rede MCS serão consumidos recursos daquele terminal assinante (bateria, credito, etc.) além de que os dados solicitados ocasionalmente conterão informação pessoal o que trará maior desconfiança na participação. Assim, é necessário estabelecer um sistema de recompensas para incentivar a participação na rede MCS. A cooperação de um usuário dependerá diretamente dos estímulos relacionados a questões intrínsecas (crenças, sentimentos, gostos, prioridades, desejos) e dos relacionados a questões extrínsecas que podem ser considerados como um reforço ou punição traduzidos, usualmente, em dinheiro ou avaliações. Portanto para projetar um modelo de incentivo é importante considerar que cada pessoa terá distintas motivações e reagira diferentemente aos distintos incentivos oferecidos. Este incentivo nem sempre garante a participação de um usuário.

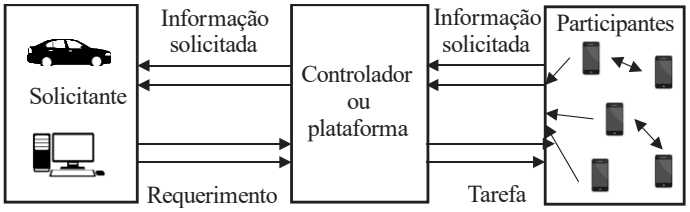

Fig. 1. Arquitetura MCS.

Jose Mauricio Nava Auza, José Roberto B. de Marca e Gláucio Lima Siqueira, Centro de Estudos em Telecomunicações, Rio de Janeiro, Brasil, E-mails: jmnava@cetuc.puc-rio.br, jrbm@cetuc.puc-rio.br, glaucio.siqueira@puc-rio.br.

A. *Trabalhos relacionados*

Existem diversos estudos sociais e econômicos sobre o que motiva as pessoas a realizar certas atividades. A captação de usuários é um assunto crítico em MCS e que tem sido amplamente trabalhado nos últimos anos. Em [6], é apresentado um resumo das principais características que devem ser levadas em consideração na hora de projetar 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 os telefones móveis tem sido alguns dos fatores que têm popularizado os incentivos não monetários [7]. Estas tecnologias permitem que os usuários se incentivem uns aos outros. As recompensas deste tipo de incentivos serão o reconhecimento da comunidade, novas amizades, reputação ou 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 [8] é projetado 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 que cooperam será dada por duas variáveis, uma representando o incentivo efetivo e o outro uma punição e a soma de ambas determina a utilidade final. Outro enfoque desta teoria que tem sido usado para projetar modelos de incentivo tem sido o jogo de Stackelberg [9]. 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 [10]. Em [11] os autores projetam um mecanismo de incentivo através de um leilão reverso. Os participantes interessados em participar apresentam seu interesse enviando uma proposta de preço para realizar dita tarefa.

B. *Contribuição*

Embora todos os trabalhos apresentados na seção de trabalhos relacionados apresentam soluções interessantes para a problemática de captação de usuários em MCS, nenhum deles considera que a resposta dos usuários aos incentivos não é homogênea. Neste artigo, nos enfocamos em realizar a modelagem da decisão de participação de um usuário considerando as suas motivações com a finalidade de poder simular usuários com distintas características para poder analisar de forma abstrata este fenômeno. Formulamos o problema da decisão de participação (seção II) como uma função das motivações intrínsecas e extrínsecas. Nossa modelagem baseia-se em probabilidades para poder representar a incerteza de participação dos usuários. Nós propomos um modelo de incentivo (seção III) para comprovar que a modelagem consegue outorgar incentivos variáveis considerando as características únicas de cada tipo de usuário. Os resultados e analises do modelo proposto são apresentados na seção IV.

II. MODELO DO SISTEMA

A. *Descrição do problema*

É 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 localização física. Neste caso cada localização física representa a área de cobertura de uma estação base de telefonia móvel representada teoricamente como um hexágono, 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 se diferenciam 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 acontecem eventos de interesse *E* em distintos pontos $a \in \{1,2, \dots A\}$ da área analisada e a plataforma oferece um incentivo ou pagamento K_i para motivar a participação do usuário. 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 que cada usuário reage de diferente forma aos distintos incentivos. Alguns deles são mais sensíveis do que outros a pagamentos menores, enquanto outros só podem ser mobilizados por ofertas maiores.

B. *Formulação do problema*

Para realizar a modelagem da decisão de participação de um usuário considerando as suas motivações foi necessário realizar as hipóteses apresentadas a seguir:

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

$$P(Cooperação) = f\left(Motivação_{intrinseca} + Motivação_{extrinseca}\right) \quad (1)$$

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

$$P(Motivação_{intrinseca}) = P(I) \times Pr_I \quad (2)$$

$$P(Motivação_{extrinseca}) = P(E) \times Pr_E \quad (3)$$

onde Pr_I *e* $Pr_E \in [0,1]$ e representaram qual a probabilidade de ocorrência da cooperação dado que a motivação é intrínseca ou extrínseca respectivamente. $P(I)$ e $P(E)$ são consideradas como o peso que cada pessoa outorga as motivações próprias e cumprem a condição $P(I) + P(E) = 1$

Hipótese 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:

$$\mathrm{P(Motivação_{extrinseca})} \rightarrow \mathrm{K} \times \mathrm{P(Motivação_{extrinseca})} \quad (4)$$

Portanto, a partir das hipóteses 1, 2 e 3 temos que:

$$P(Cooperação) = P(I) \times Pr_I + K \times (P(E) \times Pr_E) \quad (5)$$

III. MODELO DE INCENTIVO

Para comprovar que o modelo descrito em (5) consegue representar a incerteza sobre a resposta do usuário aos incentivos oferecidos foi projetado um modelo de incentivo. Ilustrado no Algoritmo 1, o modelo proposto 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 pagamento inicial oferecido sem afetar a participação do usuário.

Algoritmo 1: Modelo de incentivo

```
Sortear as características, P(E), Pr_I e Pr_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
        if estavél ≥ Estabilidade
            C_dim + +;
            estavél = 0;
        else C_dim = C_dim;
        end
        K_i = Pgto_0 × C_i + Dim_0 × C_dim_i;
        Calcular P(Cooperação) (5)
        if P(Cooperação) ≥ Random
            Pgto_f_i = Pgto_f_i + K_i;
            estavél = estavél + 1;
        else
            if C_dim_i ≠ 0 then C_dim_i = C_dim_i − 1
            else
                if C_i ≥ Max_t then i ∉ N;
                else C_i = C_i + 1;
                end
end end end end
```

A primeira etapa acontece quando um candidato recebe uma solicitação da plataforma, ele deverá decidir se quer participar com o envio de resposta ou não. Esta decisão será modelada como o sorteio de um número aleatório que será comparado com a $P(Cooperação)$ que foi definida previamente em (5). Caso a probabilidade de cooperação seja maior que o número sorteado o usuário passará a compartilhar os dados solicitados e posteriormente receberá um pagamento 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 na qual o critério para a desconsideração de um usuário em futuras tentativas será o seguinte: se o número de tentativas de participação é maior que o número máximo de tentativas permitido, Max_t, o usuário será eliminado caso contrário o pagamento oferecido será atualizado (incrementado) para observar em uma futura tentativa de participação se um incentivo maior consegue motivar a participação do usuário na rede. Finalmente, para achar o valor mínimo de pagamento que cada usuário aceitaria, realiza-se a contagem das participações consecutivas de cada usuário e a cada tentativa de participação se faz a verificação desse valor com o valor estabelecido como limiar. Caso a decisão for positiva, se procedera a diminuir o pagamento oferecido e se reiniciara a variável que faz a contagem das participações consecutivas com a finalidade de analisar se o novo pagamento ainda pode ser diminuído. O processo se repete até que a diminuição do pagamento faz 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.

IV. Resultados das Simulações

A. Caso Motivações Aleatórias

Nas simulações conduzidas foram consideradas 42 células ou localizações físicas, todas com radio igual a 450 metros. O conjunto inicial de usuários participantes foi igual a 300 e o número de requerimentos da plataforma ou eventos foi igual a 9000 e a localização tanto dos usuários como dos eventos foi definida aleatoriamente obedecendo uma distribuição uniforme. Para o cálculo de (5) consideramos inicialmente que os valores de $P(I)$, $P(E)$, Pr_I e Pr_E são números aleatórios uniformemente distribuídos. 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, os valores auxiliares para a atualização do pagamento C e C_{dim} começam sendo igual 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. Primeiramente avaliamos a quantidade de usuarios participantes e a quantidade de usuarios eliminados. Na Figura 2 podemos observar a quantidade de usuarios 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 a quantidade de incentivos oferecidos que o usuário recebe 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 seguinte evento no qual a plataforma solicite a informação dado que já está sendo oferecido o pagamento máximo e será eliminado da base de dados de usuários participantes. Pelo mesmo motivo é que podemos afirmar que quanto menor é o valor do pagamento inicial, maior será a quantidade de usuários participantes.

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 devido a que, pela aleatoriedade das variáveis utilizadas, precisaríamos de uma elevada quantidade de repetições para realizar a análise. Na Figura 3 é apresentada a média móvel do pagamento médio por participação para as distintas configurações analisadas. Nesta figura fica evidente como a plataforma tenta diminuir o pagamento dos usuários participantes com a finalidade de achar

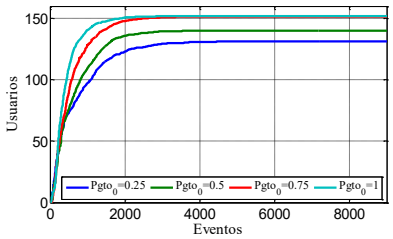

Fig. 2. Quantidade de usuários eliminados para configurações com distinto $Pgto_0$

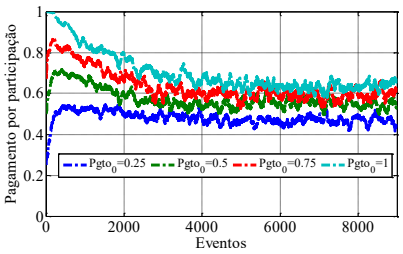

Fig. 3. Média móvel do pagamento médio por participação para configurações com distinto $Pgto_0$

o pagamento mínimo (terceira etapa do Algoritmo 1) já que depois dos primeiros eventos o mesmo é maior que depois de ter acontecido bastantes eventos. 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 de dois configurações, aquela que tem o maior valor de $Pgto_0$ terá o pagamento médio por participação maior em todo momento, esta relação cumpre-se para todas as configurações analisadas.

Na Figura 4 temos o pagamento total do sistema, o crescimento linear dele se dá porque se tem uma quantidade considerável de usuários ativos que continuam participando quando solicitados. Pode-se observar também que nas primeiras participações o coeficiente angular das curvas é maior devido a que ainda existem variações nos pagamentos por participação de cada usuário, uma vez que os pagamentos para cada usuário são fixados e se tem estabilidade 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 se incrementa e isto se deve a que no caso que o $Pgto_0$ for maior, os usuários sempre terão seu pagamento por participação convergindo em um valor maior que no caso que tem um $Pgto_0$ menor.

É necessário ter uma métrica para avaliar o comportamento das participações dos usuários no decorrer dos eventos e para isso definimos uma relação de cooperação denominada como R que pode ser considerada como a reputação do usuário. Ela é igual a:

$$R_i = \frac{Coop_i}{Coop_i + No_Coop_i} \tag{6}$$

Onde:

$Coop_i$=Quantidade de cooperações ou participações do usuário i

No_Coop_i=Quantidade de não cooperações do usuário i

Esta relação é computada para cada caso e o valor médio é apresentado na Figura 5. Pode-se observar que a mesma possui uma relação direta com o $Pgto_0$ devido a que, embora a diferença seja mínima, quanto maior for o valor do $Pgto_0$ maior será a relação R. É importante considerar que para este caso embora R seja maior quando o $Pgto_0$ é igual a 1 que quando é igual a 0.25 o número de usuários participantes para o primeiro caso é bem inferior. Em todos os casos analisados os usuários participantes ou ativos participam em mais da metade das solicitações realizadas pela plataforma. Os casos nos quais o $Pgto_0$ é maior tem consequentemente o seu pagamento total e o pagamento por participação maior como foi apontado nas Figuras 3 e 4. Desta forma podemos afirmar que a modelagem

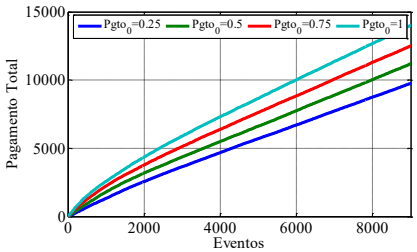

Fig. 4. Pagamento total da plataforma para configurações com distinto $Pgto_0$

proposta consegue captar a essência de que um incentivo maior será recompensado com uma maior participação.

B. *Caso Particular*

Acreditamos que a $P(Cooperação)$ será alta quando os valores da $\mathrm{P(Motivação_{intrinseca})}$ e da $\mathrm{P(Motivação_{extrinseca})}$ 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 segundo os valores de Pr_I e Pr_E que os mesmos adotam. Como se observa na Figura 6a dividimos o espaço de amostras em 9 subclasses. Da mesma forma $P(I)$ e $P(E)$ 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 Hipótese 2. Se um usuário tem ambas probabilidades $P(I)$ e $P(E)$ no mesmo intervalo como é o caso das classes na diagonal (3,5,7) terão o mesmo grau de interesse em ambas probabilidades, portanto $P(I)$=$P(E)$=0.5. Para o restante das classes o valor será definido mediante a comparação entre ambos intervalos. Por exemplo, na subclasse 1 o valor de *P(I)* está próximo do máximo enquanto o valor de *P(E)* está próximo do mínimo o que para nós significa que esse usuário possui um maior grau de interesse na sua motivação intrínseca, portanto $P(I)$=0.9 e $P(E)$=0.1. Os valores adotados por cada subclasse estão apresentados na Figura 6b embaixo do número da subclasse.

Com as considerações realizadas foram conduzidas simulações. As configurações das simulações são idênticas as do primeiro caso com a exceção de que para o cálculo de (5) consideramos que os valores de Pr_I e Pr_E serão o ponto médio de cada intervalo de subclasses e os valores de $P(I)$ e $P(E)$ serão os apresentados na Figura 6b. Teremos nove configurações, uma para cada subclasse na qual a totalidade dos usuários será da mesma subclasse. Inicialmente avaliamos a quantidade de usuários participantes no decorrer dos eventos. Na Figura 7 podemos observar que as subclasses 1,2,3,6 e 9 são as que conseguem captar a maior quantidade de usuários, todas conseguem que quase a totalidade dos usuários analisados (300)

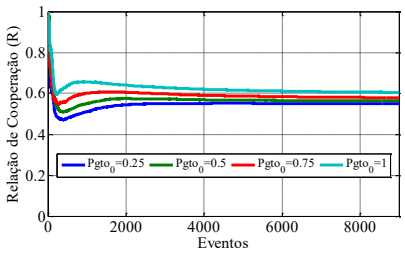

Fig. 5. Relação de cooperação para configurações com distinto $Pgto_0$

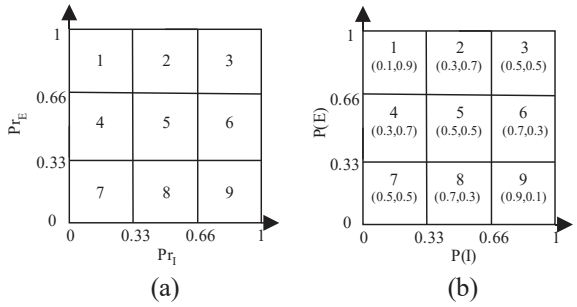

Fig. 6. a) Espaço de amostras para Pr_I e Pr_E dividido em subclasses. b) Espaço de amostras para $P(I)$ e $P(E)$ dividido em subclasses e valores adotados.

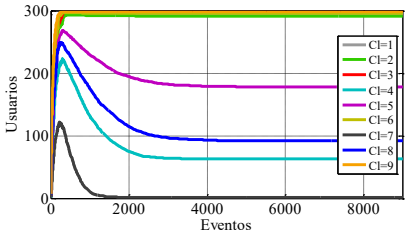

Fig. 7. Quantidade de usuários participantes para distintas subclasses com $Pgto_0 = 0.5$

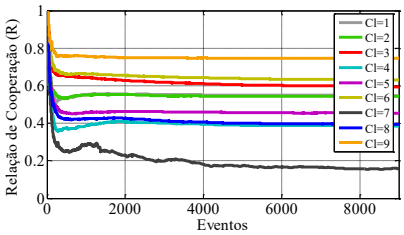

Fig. 9. Relação de cooperação para configurações de distintas subclasses $Pgto_0 = 0.5$

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 4,7 e 8 são as que tem o menor número de usuários participantes depois dos 9000 eventos, sendo a subclasse 7 a mais crítica dado que quase todos os usuários analisados são eliminados, demonstrando pouco interesse na participação. Na Figura 8 temos a média móvel do pagamento médio por participação para as distintas configurações e em ela podemos observar que para os usuários das subclasses 4,5 e 8 o pagamento por participação é próximo ao valor máximo. Os usuários da subclasse 7 não deveriam ter um pagamento por participação dado que não tem usuários participantes, mas podemos observar que eles têm um pagamento baixo bem próximo de zero. Isto se dá devido ao fato dos resultados apresentados serem a média de um número de experiências, em alguma delas deve ter existido uma quantidade mínima de usuários ativos.

É importante observar como estes pagamentos refletem na participação dos usuários. Para isso observamos na Figura 9 a relação de cooperação definida em (6). O maior valor para esta razão foi conseguido pelos usuários da subclasse 9 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 1,2,3 e 6. No caso dos usuários das subclasses 4,5 e 8 que são os que tem o maior valor de pagamento por participação, não conseguem um valor elevado de R demonstrando que cada usuário reage de distintas formas aos distintos incentivos. ■

V. CONCLUSÕES

Foi apresentada uma modelagem para a caracterização do comportamento dos usuários quando se lhes é oferecido participar de uma rede de sensoriamento coletivo móvel (*mobile crowdsensing*). Foi implementado um modelo de incentivo para comprovar o comportamento dos usuários aos incentivos oferecidos. Conseguimos representar a incerteza de participação dos usuários e demonstrar que no nosso modelo cada usuário reage de diferentes formas aos incentivos oferecidos, isto pode

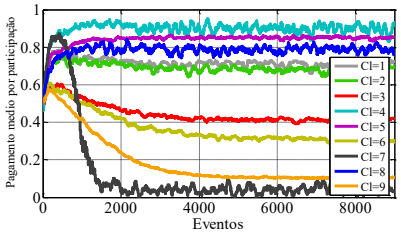

Fig. 8. Média móvel do pagamento médio por participação para distintas subclasses com $Pgto_0 = 0.5$

ser evidenciado com os resultados apresentados nos casos A e B da seção IV. Com os resultados do caso B conseguimos afirmar que a $P(Cooperação)$ será alta quando os valores da $P(Motivação_{intrinseca})$ e da $P(Motivação_{extrinseca})$ se aproximem de 1 já que as configurações das subclasses 1,2,3,6 e 9 foram os que apresentaram melhores resultados e como pode ser evidenciado na Figura 6 são os que tem pelo menos uma das suas características próximas de 1. Modelar características importantes do comportamento humano e de MCS permite aos pesquisadores realizar testes em diferentes cenários para ter um melhor analise deste novo paradigma de sensoriamento sem a necessidade de implementar um sistema real. Em trabalhos futuros se procurará projetar um algoritmo que encontre o pagamento ótimo para cada tipo de usuário e limitar o orçamento para o pagamento total do sistema.

REFERÊNCIAS

[1] Baguena, M., Calafate, C. T., Cano, J. C., & Manzoni, P. (2015). An Adaptive Anycasting Solution for Crowd Sensing in Vehicular Environments. Industrial Electronics, IEEE Transactions on, 62(12), 7911-7919.

[2] Higuchi, T., Yamaguchi, H., Higashino, T., & Takai, M. (2014, June). A neighbor collaboration mechanism for mobile crowd sensing in opportunistic networks. In Communications (ICC), 2014 IEEE International Conference on (pp. 42-47). IEEE.

[3] Mohan, P., Padmanabhan, V. N., & Ramjee, R. (2008, November). Nericell: rich monitoring of road and traffic conditions using mobile smartphones. In Proceedings of the 6th ACM conference on Embedded network sensor systems (pp. 323-336). ACM.

[4] Chen, X., & Liu, N. (2016). Smart Parking by Mobile Crowdsensing. International Journal of Smart Home, 10(2), 219-234

[5] Dutta, P., Aoki, P. M., Kumar, N., Mainwaring, A., Myers, C., Willett, W., & Woodruff, A. (2009, November). 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 (pp. 349-350). ACM.

[6] Jaimes, L. G., Vergara-Laurens, I. J., & Raij, A. (2015). A survey of incentive techniques for mobile crowd sensing. IEEE Internet of Things Journal, 2(5), 370-380.

[7] Hoyle, B., Masters, K. L., Nichol, R. C., Edmondson, E. M., Smith, A. M., Lintott, C., & Thomas, D. (2011). Galaxy Zoo: bar lengths in local disc galaxies. Monthly Notices of the Royal Astronomical Society, 415(4), 3627-3640.

[8] Liu, X., Ota, K., Liu, A., & Chen, Z. (2016). An incentive game based evolutionary model for crowd sensing networks. Peer-to-Peer Networking and Applications, 9(4), 692-711.

[9] Fudenberg, D., & Tirole, J. (1991). Game theory, 1991. Cambridge, Massachusetts, 393.

[10] Duan, L., Kubo, T., Sugiyama, K., Huang, J., Hasegawa, T., & Walrand, J. (2012, March). Incentive mechanisms for smartphone collaboration in data acquisition and distributed computing. In INFOCOM, 2012 Proceedings IEEE (pp. 1701-1709). IEEE

[11] Jaimes, L. G., Chakeri, A., Lopez, J., & Raij, A. (2015, April). A cooperative incentive mechanism for recurrent crowd sensing. In SoutheastCon 2015 (pp. 1-5). IEEE.