



OTIMIZAÇÃO E CONTROLE DA OFERTA DE BOLSAS DE SANGUE EM CENTROS HEMOTERÁPICOS POR MEIO DE ÔNIBUS ITINERANTES: O CASO DO HEMORIO

HENRIQUE LOPES FÉLIX SOARES

PEP – UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO DE JANEIRO

Ilha do Fundão, Centro de Tecnologia, Bloco F, sala 103

henriquesoares@poli.ufjf.br

LAURA SILVIA BAHIENSE DA SILVA LEITE

PEP – UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO DE JANEIRO

Ilha do Fundão, Centro de Tecnologia, Bloco F, sala 103

laura@po.coppe.ufjf.br

EDILSON FERNANDES DE ARRUDA

PEP – UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO DE JANEIRO

Ilha do Fundão, Centro de Tecnologia, Bloco F, sala 103

efarruda@po.coppe.ufjf.br

RESUMO

Esse artigo utiliza a abordagem de processos de decisão de Markov para analisar modelos de fila nos quais a oferta é controlada por meio de uma política gerencial. A pesquisa respalda-se no estudo de caso relativo à escolha da política ótima de envio de ônibus itinerantes de complementação às doações de sangue do principal instituto de coleta do Estado do Rio de Janeiro, o HEMORIO.

PALAVRAS CHAVE: HEMORIO, Controle da oferta, Processos de decisão de Markov.

Área principal: Métodos Probabilísticos, Pesquisa Operacional.

ABSTRACT

This paper employs a Markov's decision processes approach to analyze queue models in which the supply is controlled by a management policy. The proposed model is applied to a case study where one has to choose when and how many collection busses to send to nearby regions in order to complement the blood collection of HEMORIO, Rio de Janeiro's largest blood center.

KEYWORDS: HEMORIO, Supply control, Markov's decision process.

Main area: Dynamic Programming, Operational Research.



1. Introdução

A gestão de sangue é uma questão complexa e de grande interesse para as sociedades. Mesmo diante de notáveis desenvolvimentos tecnológicos no campo dos substitutos para os produtos de sangue, há ainda uma necessidade por doações desse material. Na maior parte dos países, essa contribuição é voluntária e de pouca atratividade, o que acaba gerando, muitas vezes, um cenário no qual os centros de coleta de sangue estão continuamente buscando formas alternativas de complementar seus estoques de bolsas [Stanger et al. 2012].

No Rio de Janeiro, onde o índice de doadores de sangue é de apenas 1,06% da população apta a doar, esse problema torna-se ainda maior. O HEMORIO, principal instituto de coleta e gerenciamento de sangue do estado do Rio de Janeiro, desde alguns anos busca complementar as doações por meio de ônibus itinerantes que percorrem a cidade a fim de incentivar doações de habitantes de regiões mais distantes do centro da cidade [Datusus. 2017].

Tal política de relativo sucesso se viu, no entanto, diante de desafios inerentes à periodicidade ideal considerando a minimização de custos concomitantemente com a manutenção de um estoque que garantisse o funcionamento normal do centro de coleta de sangue e dos hospitais diretamente associados.

Nesse sentido, o problema central desse artigo está na proposição de uma política ótima de envio de ônibus do HEMORIO. Embora, entretanto, constitua um estudo de caso, tal problemática é, sem perda de generalidade, uma contribuição aos estudos que fazem referência ao controle da oferta de entidades num modelo probabilístico estacionário.

Assim, o presente estudo procura buscar uma modelagem original para tratar modelos de fila nos quais a taxa de oferta pode ser controlada através de algum modelo de gestão, nesse caso o envio dos ônibus. A abordagem por Processos de Decisão de Markov permite que o modelo seja eficiente o bastante para lidar com o problema, gerando resultados de fácil entendimento e grande aplicabilidade.

2. Revisão do Tema

A literatura sobre o gerenciamento de estoques de sangue e seus componentes é bastante limitada. A maioria dos estudos é correlacionada a problemas de estoque de produtos perecíveis [Stanger et al. 2012]. Pesquisas sobre estoques de sangue tiveram um ponto de partida importante em 1973, quando [Jennings. 1973] mostrou parâmetros básicos de medição: volatilidade, desperdício e custo de transporte. Esse estudo influenciou várias metodologias durante os anos posteriores, como a abordagem por cadeias de Markov [Brodheim et al. 1975], a metodologia de distribuição programada de sangue [Prastascos et al. 1979, 1980], além do modelo de estoque baseado na teoria de quantidade econômica de encomenda [Cohen et al. 1979].

Após uma lacuna de 20 anos de escassa pesquisa, o desenvolvimento de técnicas computacionais permitiu a introdução de técnicas de simulação [Ritilä et al. 2006], [Katsaliaki. 2008], [Kopach et al. 2008]. No entanto, mesmo assim, muitos especialistas argumentam que alguns pressupostos dos modelos comumente distorcem resultados e, portanto, todos eles têm grandes limitações para serem implementados [Mattsson. 2007, Smaros et al. 2003].

Mais recentemente, [Stanger et al. 2012] mostraram seis pontos-chave para uma boa prática de estoque como treinamento de recursos humanos, ordens padronizadas, política de saída da unidade mais antiga, etc. [Clay et al. 2016] estudaram como pequenas oscilações na demanda podem aumentar a instabilidade do sistema através de um efeito chicote.

Dentro da área da pesquisa operacional, por tratar-se de modelos cuja demanda e oferta envolvem grande incerteza, os problemas de estocagem de sangue frequentemente são abordados a partir de modelos probabilísticos. Kaspi e Perry estão entre os pioneiros nesse assunto. Em 1983, ao



construir um modelo base no qual entradas e saídas correspondiam a processos de Poisson, mostraram que poderiam considerar as saídas de bolsas por validade vencida e as demandas não satisfeitas também como processos de vida e morte. Tratava-se do BPIS (Basic Perishable Inventory System) [Kaspi et al. 1983].

Ao longo dos anos, o BPIS foi sendo gradativamente aprimorado. [Perry. 1985] estendeu o modelo ao considerar a validade das bolsas como uma variável aleatória. [Perry et al. 1990] analisaram o impacto do controle das taxas de oferta e demanda de bolsas, enquanto [Keilson et al. 1990] comparou os modelos de comportamento de fila FIFO e LIFO. Alguns anos depois, [Goh et al. 1993] assumiram chegadas e demandas em lotes geometricamente distribuídos e [Perry et al. 1995] considerou a abordagem do problema com modelos de fila M/G/1. Quatro anos mais tarde, [Perry, 1999] introduziu um modelo estacionário no qual a decisão de retirada de bolsas vencidas era regida por uma variável de Bernoulli.

Outra maneira de abordar o problema é por meio de modelos de filas M/M/s controladas por algum meio externo, como consolidou [Baris Ata et al. 2006] ao agrupar trabalhos de controle isoladamente da oferta [George e Harrison 2001] e da demanda [Low 1974].

3. Modelagem

Processo de decisão de Markov

A possibilidade de enviar ou não ônibus para complementar o estoque de bolsas de sangue faz com que o modelo de estoque das bolsas seja, na prática, um modelo de fila M/M/1 com taxa de chegada λ (lambda) variável. Como, a priori, não se sabe qual a melhor decisão a ser tomada em cada estado, o que se tem, afinal, é um processo de decisão de Markov, no qual cada estado tem três ações possíveis, denotadas por a_0 , a_1 e a_2 , tal que, para cada estado i :

a_0 : corresponde à ação de não envio dos ônibus;

a_1 : corresponde à ação de envio de 1 ônibus;

a_2 : corresponde à ação de envio de 2 ônibus.

O modelo fica truncado em apenas três ações possíveis para cada estado, já que com dois ônibus, para os dados numéricos desse estudo de caso (apresentados na seção 4), a taxa de chegada no estoque já supera a taxa de saída, tornando o modelo estável. Qualquer ônibus a mais enviado incorreria em custos desnecessários. Dessa maneira, o Processo de Decisão de Markov para um estoque truncado em n estados será representado pelo grafo da figura 1. Na figura, assumimos que a coloração azul corresponde à ação a_2 , a coloração rosa à ação a_1 , e a coloração verde à ação a_0 .

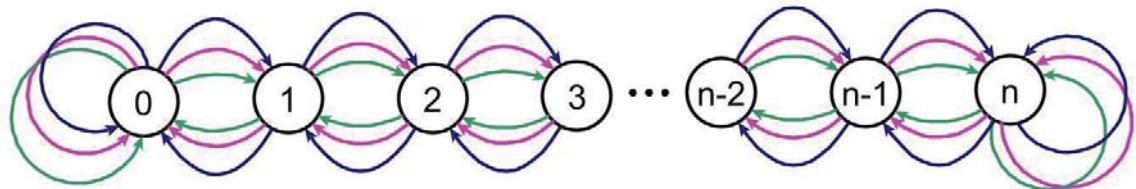


Figura 1 - Grafo do processo de decisão de Markov do HEMORIO. No modelo, a cor azul representa a ação de mandar 2 ônibus; a coloração rosa, 1 ônibus, e a coloração verde nenhum ônibus.

As probabilidades associadas a cada uma das ações são calculadas a partir das taxas média de chegada e saída das bolsas de sangue no estoque, respectivamente representadas por λ e μ e pela quantidade de bolsas acrescidas pelos ônibus itinerantes, denotadas por c . Assim, teremos:



$$\text{Para } 0 \text{ ônibus, } P\{n \rightarrow n + 1\} = \frac{\lambda}{\lambda + \mu}; P\{n \rightarrow n - 1\} = \frac{\mu}{\lambda + \mu} \quad (1)$$

$$\text{Para } 1 \text{ ônibus, } P\{n \rightarrow n + 1\} = \frac{\lambda + c}{\lambda + \mu + c}; P\{n \rightarrow n - 1\} = \frac{\mu}{\lambda + \mu + c} \quad (2)$$

$$\text{Para } 2 \text{ ônibus, } P\{n \rightarrow n + 1\} = \frac{\lambda + 2c}{\lambda + \mu + 2c}; P\{n \rightarrow n - 1\} = \frac{\mu}{\lambda + \mu + 2c} \quad (3)$$

A fim de garantir a finitude do modelo, há uma sutil modificação, tal que as probabilidades denotadas por $P\{n \rightarrow n - 1\}$ e $P\{n \rightarrow n + 1\}$ correspondem a arcos $P\{n \rightarrow n\}$ para os estados 0 e n, respectivamente.

No que diz respeito às recompensas das ações tomadas em cada estado, tem-se que elas estão associadas fundamentalmente a dois aspectos: i) os custos de permanência em um estado; ii) os custos de enviar 1 ou 2 ônibus, se for o caso. Assim, a atualização de cada componente do vetor de valores dos estados será, para um estado i qualquer, para as ações a_0, a_1 e a_2 :

$$a_0: P\{n \rightarrow n + 1\} \times (C[i + 1] + v[i + 1]) + P\{n \rightarrow n - 1\} \times (C[i - 1] + v[i - 1]) \quad (4)$$

$$a_1: P\{n \rightarrow n + 1\} \times (C[i + 1] + v[i + 1] + b) + P\{n \rightarrow n - 1\} \times (C[i - 1] + v[i - 1] + b) \quad (5)$$

$$a_2: P\{n \rightarrow n + 1\} \times (C[i + 1] + v[i + 1] + 2b) + P\{n \rightarrow n - 1\} \times (C[i - 1] + v[i - 1] + 2b) \quad (6)$$

Para os arcos em 0 e n, há também sutis modificações para garantir a coerência do modelo.

Modelagem da função de custo

Nas equações acima, b corresponde ao custo do envio de um ônibus, enquanto C corresponde a um vetor de dimensão do número de estados e está associado ao custo de permanecer naquele estado. O custo de permanecer em um estado do estoque de sangue pode ser modelado de diversas maneiras, já que é composto por diversas componentes, custo de estocagem, de falta, de desperdício, de produção, etc. Nesse artigo, consideraremos o custo de permanecer em um estado como a soma das suas duas principais componentes, o custo de estocagem e o custo de falta.

O custo de falta está associado a alguma penalidade referente a uma demanda por sangue não satisfeita. O HEMORIO, nesse caso, pode ter que recorrer a centros de bolsas de sangue particulares, ou, no pior dos casos, a demanda fica não satisfeita e algum paciente fica sem transfusão. Estados próximos ao zero têm custo de falta alto, já que a probabilidade de falta quando o estoque está baixo é maior. Quanto mais bolsas de sangue estocadas, menor essa probabilidade e, conseqüentemente, menos elevado o custo.

Essa função do custo de falta está modelada a partir de uma função exponencial negativa,



tal que, dadas constantes c_f e d_f , para todo estado i , o custo de falta $C_f(i)$ é dado por:

$$C_f(i) = c_f \times e^{\frac{-i}{d_f}} \quad (7)$$

Já o custo de estocagem está relacionado ao capital investido na manutenção das bolsas de estoque em condições bioquímicas favoráveis. Como o sangue é um material perecível, esse custo se mostra significativo. Como o custo de estocagem é diretamente proporcional ao número de bolsas de sangue, modelamos esse custo por meio de uma função linear, tal que, dada uma constante c_e , o custo de estoque $C_e(i)$ é dado por:

$$C_e(i) = c_e \times i \quad (8)$$

A função de custo, portanto, será a soma dessas duas componentes, ou seja,

$$C(i) = c_f \times e^{\frac{-i}{d_f}} + c_e \times i \quad (9)$$

Derivando em relação a i , teremos que o estado de custo mínimo estará na vizinhança do número real dado por:

$$i_{min} = -d_f \ln \left[\frac{c_e \times d_f}{c_f} \right] \quad (10)$$

Tratamento dos estados negativos

Uma das claras limitações da modelagem a partir do estado com 0 bolsas de sangue é não considerar quando, eventualmente, a demanda está maior que a oferta, e a fila assume uma demanda não satisfeita, ocasionalmente representada por estados negativos. É verdade, que – como veremos na aplicação numérica (seção 4) – a boa gestão do envio dos ônibus diminui a influência deste fator. Entretanto, é necessária uma abordagem suficientemente verossímil para preservar a generalidade do estudo. Algo semelhante ocorre devido à truncagem do número de estados em algum valor qualquer, enquanto, no modelo clássico, a fila poderia assumir teoricamente valores infinitos.

Consideremos, pois, o caso dos estados negativos. Para qualquer subconjunto de estados iniciais, a decisão esperada será de escolha do maior número de ônibus possíveis – nesse caso, 2. Isso permite com que o tratamento dos estados negativos se torne bastante simples, já que o conjunto desses estados formará uma fila de falta M/M/1 invertida, isto é, na qual a taxa de chegada, usualmente denotada por λ será a taxa de saída do sistema μ , enquanto a taxa de saída, usualmente denotada por μ , será a taxa de chegada ao sistema $\lambda + nc$, em que n é o n° máximo de ônibus do modelo, nesse caso, 2.

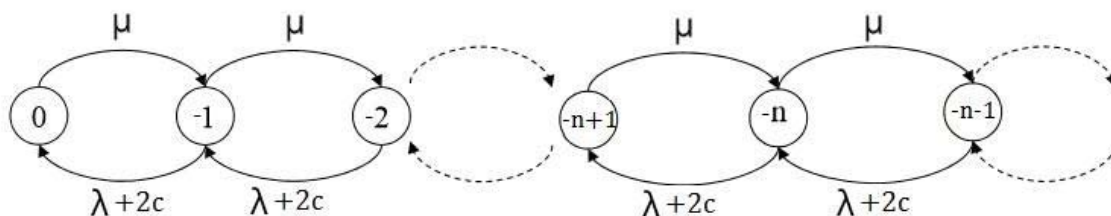


Figura 2- Tratamento dos estados negativos. Representação por meio de uma fila M/M/1 invertida, onde a taxa de chegada é μ , e a taxa de chegada é $\lambda + 2c$.

Podemos assumir, portanto, que o estado 0 ganha a memória destes demais estados, como



ele próprio sendo um sub-grafo do modelo original. Assim sendo, denotando a probabilidade de o sistema se encontrar no estado 0, P_0 , poderemos, por meio das expressões conhecidas do modelo MM1, estabelecer, tanto as probabilidades dos demais estados, como outros parâmetros, tal qual o número médio de demandas por bolsas não satisfeitas.

Sabe-se que, num modelo MM1, vale a equação (11). Substituindo as taxas de chegada e saída pelas referentes ao modelo, chegaremos à equação (12). O termo P_0 fica elevado ao quadrado para garantir que a soma das probabilidades de P_n seja igual a P_0 – e não 1 como no modelo de fila original.

$$P_n = P_0 \times \left(\frac{\lambda}{\mu}\right)^n \quad (11)$$

$$P_n = P_0^2 \times \left(\frac{\mu}{\lambda+2c}\right)^n \quad (12)$$

Analogamente, sabe-se que, num modelo MM1, vale a equação (13). Substituindo as taxas de chegada e saída pelas referentes ao modelo, chegaremos à equação (14).

$$L = \sum_{n=1}^{+\infty} nP_n \quad (13)$$

$$L = P_0^2 \sum_{n=1}^{+\infty} n \left(\frac{\mu}{\lambda+2c}\right)^n \quad (14)$$

Percebemos, pois, que o número médio de bolsas de sangue depende do quadrado de P_0 . Como veremos na seção dos resultados, dependendo dos valores numéricos, isso pode explicar o fato de L assumir para esse modelo um valor desprezível.

Dessa forma, o que esperamos para a evolução da probabilidade acumulada é um conjunto de modelos MM1 alterados, discreta e esporadicamente, em razão de uma política adotada.

4. Aplicação numérica

A aplicação numérica do problema do HEMORIO foi realizada a partir do algoritmo de iteração de valor, programado na linguagem *Python – versão 3.5*, executado na plataforma *Windows* de um computador *i3-3110M CPU @ 2.40 GHz*. As seguintes entradas foram estabelecidas:

λ	182
μ	258
c	70
b	140
c_f	1000
d_f	80
c_e	0,5
n	1000

Tabela 1 – Constantes da aplicação numérica. λ refere-se à taxa de chegada de bolsas de sangue; μ à taxa de saída; c à capacidade média em bolsas de sangue de cada ônibus; b ao custo médio de envio de cada ônibus; c_f à constante relativa ao custo de falta; d_f à constante relativa ao decaimento do custo de falta; c_e à constante relativa ao custo de estoque e; n ao n° de estados.



Para esses dados, a função de custos – equação (9) – terá o formato gerado pelo gráfico abaixo, tendo um ponto de mínimo para o número de estados aproximadamente igual a 258, conforme previa a equação (10).

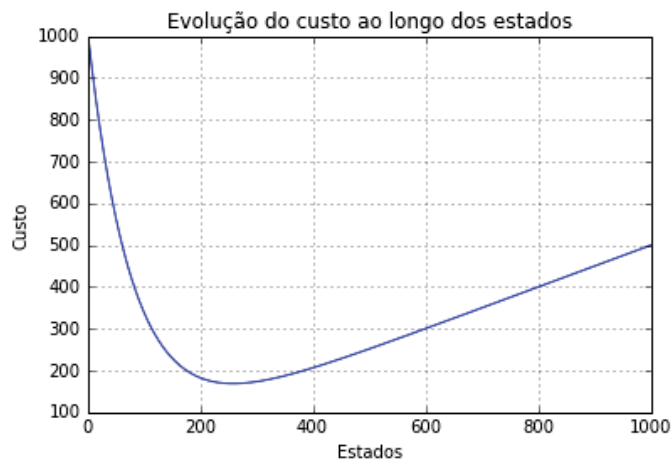


Figura 3 - Evolução do custo ao longo dos estados. Ponto mínimo no estado $i = 258$, no qual vale $i_{\min} = -d_f \ln \left[\frac{c_e \times d_f}{c_f} \right]$

O custo mínimo associado a uma política ótima foi de R\$ 169.780,00. Já a política ótima ficou sendo o envio de 2 ônibus do estado 0 até o estado 239; de 1 ônibus do estado 240 até o estado 298 e; não enviar ônibus do estado 299 em diante.

Para essa política ótima, podemos verificar no gráfico abaixo a evolução da função de probabilidade acumulada ao longo dos estados.

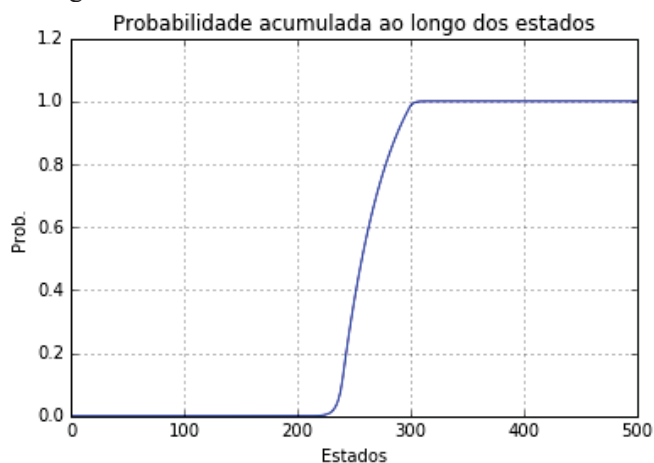


Figura 4 – Probabilidade acumulada ao longo dos estados. Observa-se que a probabilidade tende a 1 muito rapidamente. Estados distantes dos pontos em que há mudança de política têm probabilidade quase nula.

Como era esperado, o modelo encontrou como política ótima a escolha da ação de enviar 2 ônibus do estado inicial até um certo estado, depois a ação do envio de apenas 1 ônibus até um segundo estado, e então a ação de não enviar nenhum ônibus. Essa política era esperada pelo comportamento da curva de custos da figura 2. Como o custo nos estados iniciais é relativamente alto, o algoritmo procura “fugir” desses estados, escolhendo a ação de enviar 2 ônibus, escolha que



aumenta a probabilidade dessa “fuga”, o que pode ser facilmente notado observando as equações (1), (2) e (3).

Para estados que representam estoques de muitas bolsas sangue, o custo de falta passa a se tornar irrelevante, o que faz com que não haja mais necessidade do envio de 2 ônibus, passando então para 1 e 0 ônibus gradativamente. O custo de estoque ser monotonamente crescente a partir do ponto de mínimo é que permite que essa mudança de ação se estabeleça.

É importante ressaltar que a função de custos e as constantes adotadas têm um papel preponderante sobre os resultados obtidos. Nada no modelo teórico garante, por exemplo, que, praticamente 100% da probabilidade concentrar-se-á em torno do ponto de custo mínimo.

Analisando o logaritmo do inverso dessa probabilidade acumulada, é possível observar como é o crescimento das probabilidades muito pequenas até o estado 240. Conforme previam as equações (11) e (12), as probabilidades crescem exponencialmente a uma taxa de $\frac{\mu}{\lambda+2c}$, por se tratar, nessa região, de um modelo MM1 simples.

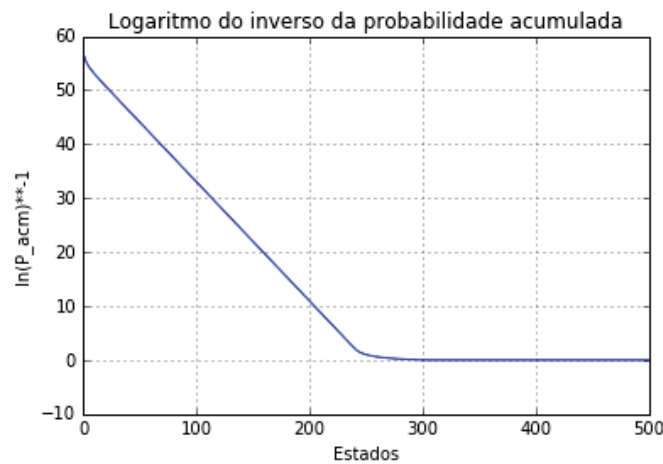


Figura 5- Logaritmo do inverso da probabilidade acumulada. Gráfico que ilustra o comportamento dos estados até a mudança de política no estado 240. A característica linear demonstra que, nessa região, o crescimento da probabilidade é originalmente exponencial, característica do modelo MM1

Outro fato interessante que, com o exemplo, torna-se mais claro é de que, embora haja uma truncagem no estado 0, nada impede que o modelo apresente estados negativos. Conforme fora dito na seção 3, o estado 0 concentra a memória dos estados negativos, que terão probabilidades exponencialmente decrescentes conforme o modelo clássico MM1.



5. Conclusões e Sugestões para Trabalhos Futuros

Pode-se concluir que o problema de escolha de melhor política para os ônibus do HEMORIO tem uma formulação robusta como processos de decisão de Markov, e o algoritmo de iteração de valor se mostrou eficiente.

Como principais resultados, pode ser percebido que a política ótima se baseia em enviar 2 ônibus até que o estoque se estabeleça em determinado nível de segurança, passando então para o envio de um ônibus até um segundo nível de segurança, e então cessar o envio das coletas itinerantes. Para os dados de entrada desse artigo, os valores encontrados para o primeiro e o segundo níveis de segurança foram 239 e 298, respectivamente.

Embora a modelagem adotada tenha se mostrado original e eficiente, sugere-se, em trabalho futuros, um estudo comparativo entre as diferentes abordagens para o mesmo problema. É possível, por exemplo, enxergar todo o modelo como uma fila de chegadas e saídas exponenciais, na qual o controle da oferta permite algumas discretizações – neste caso duas – tornando a oferta uma função do tipo degrau.

Referências

- Brodheim E, Derman C, Prastacos G. On the evaluation of a class of inventory policies for perishable products such as blood. *Manage Sci* 1975; 21: 1320-5.
- Clay, N. M., Abbasi, B., Eberhard, A. and Hearne, J. (2016), On the volatility of blood inventories. *Intl. Trans. in Op. Res.*. doi:10.1111/itor.12326
- datasus.saude.gov.br, acessado em 18/12/2016.
- George, J. M., J. M. Harrison. 2001. Dynamic control of a queue with adjustable service rate. *Oper.Res.* 49(5) 720–731.
- Goh, C.H., B. S. Greenberg, H. Matsuo. 1993. Perishable inventory systems with batch demand and arrivals. *Oper. Res. Letters* 13 1-8.
- Jennings JB. Blood bank inventory control. *Manage Sci* 1973; 19; 637-45.
- Kaspi H. Perry D. (1983) Inventory systems of perishable commodities. *Adv. Appl. Prob.* 15:674-685
- Katsaliaki K. Cost-effective practices in the blood service sector. *Health Policy* 2008; 86:276-87.
- Keilson, J., A. Seidmann. 1990. Product selection policies for perishable inventory systems. University of Rochester, Rochester, NY
- Kopach R, Balçoglu B, Carter M. Tutorial on constructing a red blood cell inventory management system with two demand rates. *Eur J Oper Res* 2008; 185: 1051-9.
- Low, D. W. 1974. Optimal dynamic pricing policies for an M/M/s queue. *Oper.Res.* 22 545–561.



Mattsson SA. Inventory control in environments with short lead times. *Int J Phys Distrib Logist Manag* 2007; 37:115-30.

Perry, D. 1985. Inventory systems for perishable commodities with random lifetime. *Adv. In Appl. Probab.* 17 234-236

Prastascos GP, Brodheim E. Computer-based regional blood distribution. *Comput Oper Res* 1979; 6:69-77.

Prastascos GP, Brodheim E. PBDS: A decision support system for regional blood management. *Manage Sci* 1980; 26:451-63.

Ritilä JS, Spens KM. Using simulation to increase efficiency in blood supply chains. *Manage Res News* 2006; 29:801-19.

Sebastian H.W. Stanger, Richard Wilding and Nicky Yates, Sue Cotton. What drives perishable inventory management performance? Lessons learnt from the UK blood supply chain. 2012

Smaros J, Lehtonen JM, Appelqvist P, Holmström J. The impact of increasing demand visibility on production and inventory control efficiency. . *Int J Phys Distrib Logist Manag* 2003; 33:356-54.

Stanger SH, Yates N, Wilding R, Cotton S. Blood inventory management: hospital best practice. *Transfus Med Reviews*, Vol 26, No 2 2012: 153-163.