



ANÁLISE DA DEMANDA DA VACINA CONTRA HEPATITE B NO MUNICÍPIO
DE JUIZ DE FORA, MG

Graciela Paula do Nascimento Duque

Dissertação de Mestrado apresentada ao Programa de Pós-graduação em Engenharia Biomédica, COPPE, da Universidade Federal do Rio de Janeiro, como parte dos requisitos necessários à obtenção do título de Mestre em Engenharia Biomédica.

Orientador: Renan Moritz Varnier Rodrigues de Almeida

Rio de Janeiro
Outubro de 2016

ANÁLISE DA DEMANDA DA VACINA CONTRA HEPATITE B NO MUNICÍPIO
DE JUIZ DE FORA, MG

Graciela Paula do Nascimento Duque

DISSERTAÇÃO SUBMETIDA AO CORPO DOCENTE DO INSTITUTO ALBERTO
LUIZ COIMBRA DE PÓS-GRADUAÇÃO E PESQUISA DE ENGENHARIA
(COPPE) DA UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO DE JANEIRO COMO PARTE
DOS REQUISITOS NECESSÁRIOS PARA A OBTENÇÃO DO GRAU DE MESTRE
EM CIÊNCIAS EM ENGENHARIA BIOMÉDICA.

Examinada por:

Prof. Renan Moritz Varnier Rodrigues de Almeida, Ph.D.

Prof. Flávio Fonseca Nobre, Ph.D.

Prof. Fernando Luiz Cyrino Oliveira, Ph.D.

RIO DE JANEIRO, RJ - BRASIL

OUTUBRO DE 2016

Duque, Graciela Paula do Nascimento

Análise da demanda da vacina contra hepatite b no município de Juiz de Fora, MG/ Graciela Paula do Nascimento Duque. – Rio de Janeiro: UFRJ/COPPE, 2016.

XI, 41 p.: il.; 29,7 cm.

Orientador: Renan Moritz Varnier Rodrigues de Almeida

Dissertação (mestrado) – UFRJ/ COPPE/ Programa de Engenharia Biomédica, 2016.

Referências Bibliográficas: p. 26-29.

1. Vacina. 2. Séries Temporais. 3. Demanda Vacinal.
I. Almeida, Renan Moritz Varnier Rodrigues. II. Universidade Federal do Rio de Janeiro, COPPE, Programa de Engenharia Biomédica. III. Título.

DEDICATÓRIA

Dedico este trabalho a todos que acreditam na saúde pública e que se esforçam para o seu aprimoramento em prol da população brasileira.

AGRADECIMENTOS

Agradeço a Deus por ter me capacitado e por estar sempre me guiando em Seu caminho com muito Amor.

Em especial agradeço aos meus pais, Sebastião e Stela que sempre lutaram pelos meus estudos, à minha irmã Ana Paula, que me motivou nesta caminhada e ao meu namorado Geordan por estar sempre ao meu lado.

Ao Mario Novaes por me apresentar ao PEB e por ser um grande motivador neste curso.

Agradeço também ao professor Renan pela orientação e pelo grande aprendizado.

Aos professores e funcionários do PEB, um lugar que me inspirou pelos conhecimentos e ajuda mútua.

E aos amigos que me ajudaram durante a estadia no Rio de Janeiro, em especial à Livia pela amizade e disponibilidade.

Muito obrigada!

Resumo da Dissertação apresentada à COPPE/UFRJ como parte dos requisitos necessários para a obtenção do grau de Mestre em Ciências (M.Sc.)

ANÁLISE DA DEMANDA DA VACINA CONTRA HEPATITE B NO MUNICÍPIO
DE JUIZ DE FORA, MG

Graciela Paula do Nascimento Duque

Outubro/2016

Orientador: Renan Moritz Varnier Rodrigues de Almeida

Programa: Engenharia Biomédica

Utilizando uma série temporal de doses aplicadas e registradas da vacina contra Hepatite B no município de Juiz de Fora, Minas Gerais, o presente trabalho teve por objetivo analisar a demanda desta vacina e estimá-la nos modelos ARIMA e Suavização Exponencial Simples (SES). Partiu-se de uma série temporal de Janeiro de 1997 a Dezembro de 2011, somando 180 observações obtidas na Secretaria de Saúde do município. Inicialmente a série foi caracterizada com estatísticas descritivas e ocorreu a exclusão das 84 primeiras observações. Foram aplicados os modelos ARIMA e SES em um horizonte de previsão de seis meses, comparados com a série real, e identificado o modelo mais adequado para este tipo de demanda. A análise da série temporal e dos modelos constatou observações estocásticas, e valores percentuais de erro médio menores para o modelo ARIMA quando comparados com o modelo SES. Foi construído um gráfico com a superposição de cada estimativa sobre a série real de doses coletadas no município de Juiz de Fora. Os resultados sugerem que modelos de previsão são eficientes nesta previsão, e que o modelo ARIMA apresenta um melhor ajuste para a demanda estudada.

Abstract of Dissertation presented to COPPE/UFRJ as a partial fulfillment of the requirements for the degree of Master of Science (M.Sc.)

ANALYSIS OF HEPATITIS B VACCINE DEMAND IN MUNICIPALITY OF JUIZ
DE FORA, MG

Graciela Paula do Nascimento Duque

October/2016

Advisor: Renan Moritz Varnier Rodrigues de Almeida

Department: Biomedical Engineering

By the use of time series of applied and registered doses of Hepatitis B vaccine in the city of Juiz de Fora, Minas Gerais, this study aimed to analyze the demand for this vaccine and to estimate it in the ARIMA and Exponential Smoothing (SES) models. The series, from January-1997 to December-2011, with 180 monthly observations in total, obtained from the City Health Department. Initially the series was characterized with descriptive statistics and the exclusion of the first 84 observations occurred. The ARIMA and SES models were applied in a forecast horizon of six months to be compared with the real series to identify the most appropriate model for this type of demand. The analysis of the time series has found stochastic observations and smaller percentages of average error for ARIMA model than SES model. A graph was constructed with the superposition of each estimate on the actual series of doses collected in the city of Juiz de Fora. The results suggest that forecast models are efficient in this forecast, and that the ARIMA model presents a better fit for the studied demand.

SUMÁRIO

Lista de figuras

Lista de tabelas

Lista de siglas

1	INTRODUÇÃO	1
1.1	OBJETIVOS	2
1.1.1	Objetivos Gerais	2
1.1.2	Objetivos Específicos	3
2	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	4
2.1	PREVISÃO A PARTIR DE SÉRIES TEMPORAIS	4
2.1.1	Modelo ARIMA	4
2.1.2	Modelo de Suavização Exponencial Simples.....	7
2.1.3	Manutenção e monitoramento dos modelos.....	8
2.1.4	Sugestão do Ministério da Saúde para previsão de quantitativos de imunobiológicos.....	9
3	REVISÃO DA LITERATURA	11
4	MATERIAIS E MÉTODOS	17
4.1	DADOS	17
4.2	MÉTODO	17
4.3	QUESTÕES ÉTICAS.....	18
5	RESULTADOS	19
5.1	SÉRIE TEMPORAL	19
5.2	ARIMA.....	20
5.3	SUAVIZAÇÃO EXPONENCIAL SIMPLES	20
5.5	COMPARAÇÃO ENTRE OS DOIS MODELOS E A SÉRIE ORIGINAL.....	21
6	DISCUSSÃO	22
7	CONCLUSÃO	25
	REFERÊNCIAS	26

ANEXOS

ANEXO I

Modelos de planilhas observados

LISTA DE FIGURAS

Figura 1	Série temporal de janeiro de 1997 a dezembro de 2011.	19
Figura 2	Série temporal de janeiro de 2004 a dezembro de 2011.	19
Figura 3	Modelo ARIMA (0,1,1) com horizonte de previsão de seis meses.	20
Figura 4	Modelo SES com horizonte de previsão de seis meses.	20
Figura 5	Comparação entre os dois modelos e a série original, com horizonte de previsão de seis meses para ARIMA e SES.	21

LISTA DE TABELAS

Tabela 1	Resultados da revisão da literatura.	11
Tabela 2	Valores do MAPE e R^2 para os modelos ARIMA e SES nos horizontes de previsão de seis meses.	21

LISTA DE SIGLAS

AR	Autorregressivo
ARMA	Modelo Autorregressivo de Médias Móveis
ARIMA	Modelo Autorregressivo Integrado de Médias Móveis
dT	Vacina Dupla Adulto
DTP	Vacina Tríplice Bacteriana
DTP-Hib	Vacina combinada contra difteria, tétano, coqueluche e <i>Haemophilus b</i>
DVEA	Departamento de Vigilância Epidemiológica e Ambiental
GAVI	<i>Global Alliance for Vaccines and Immunization</i>
HepB	Vacina contra Hepatite B
Hib	Vacina contra <i>Haemophilus influenzae</i>
IC	Intervalo de Confiança
MA	Médias Móveis
MVM	<i>Malaria Vaccine Model</i>
MAPE	Erro Médio Percentual Absoluto
MG	Minas Gerais
MS	Ministério da Saúde
OMS	Organização Mundial de Saúde
PNI	Programa Nacional de Imunizações
R²	Coefficiente de Determinação
SES	Modelo de Suavização Exponencial Simples
UAPS	Unidades de Atenção Primária à Saúde

1 INTRODUÇÃO

No sistema de saúde público brasileiro, as vacinas são de responsabilidade da Vigilância Epidemiológica, por meio do Programa Nacional de Imunizações (PNI) do Ministério da Saúde (MS), que foi criado em 1973 para coordenar de forma contínua as ações de vacinação da população brasileira, concretizadas por meio da Lei 6.259 de outubro de 1975 e pelo Decreto 78.231 de dezembro de 1976 [1].

O PNI é, portanto, o responsável pela imunização da população brasileira em todas as faixas etárias, fornecimento de materiais e agentes imunizantes, implantação do Sistema de Informação em imunização, consolidação de dados vacinais em todo o território brasileiro, elaboração e divulgação do calendário de vacinação e realização de campanhas vacinais com o objetivo de controlar e erradicar certas doenças [1].

Os calendários vacinais determinam as idades corretas para a aplicação dos imunobiológicos e totalizam atualmente 27 vacinas responsáveis pela prevenção das seguintes doenças: formas graves de Tuberculose Pulmonar; Hepatite A e B; Difteria; Tétano; Coqueluche; Meningite; Pneumonia; Poliomielite; Rotavírus Humano; Febre Amarela; Sarampo; Caxumba; Rubéola; HPV e Catapora. Entre elas, a vacina contra a Hepatite B é altamente eficaz na imunogenicidade e proteção contra a doença, que no Brasil é responsável pela notificação de aproximadamente 14000 casos por ano, com 500 mortes anuais, destacando-se os 120.343 casos entre 1999 e 2011, um gasto considerável para o sistema público de saúde [2].

A vacina contra Hepatite B é produzida por meio de tecnologia de DNA recombinante [3]. É recomendado um esquema de três doses, com um calendário que emprega o intervalo mínimo de um mês entre a primeira e a segunda dose, e de seis meses entre a primeira e a terceira dose. A recomendação da aplicação da vacina se estende a toda a população, priorizando-se os grupos de risco (profissionais de saúde, hemofílicos, homossexuais, reclusos e prostitutas) [4].

No ano de 2012, foi acrescentada mais uma dose desta vacina para crianças de até um ano de idade, totalizando quatro doses aplicadas. Este aumento no número de doses deu-se pela incorporação da vacina Pentavalente (vacina contra Tétano, Difteria, Coqueluche, *Haemophilus influenzae* e Hepatite B) [5].

Segundo MARINS [6], a previsão de demanda é o fundamento do planejamento estratégico, por permitir aos gestores uma visão de futuro que auxilie no planejamento de suas ações. Essa previsão pode ser de longo prazo (por exemplo, na

instalação de novos equipamentos), ou de curto prazo (no processo de compras e armazenagem de produtos); e o processo em que é desenvolvida dependerá da importância do produto e do tamanho do horizonte de previsão a ser estimado [6].

O gerenciamento de vacinas é algo significativo no planejamento em saúde pública por se tratar de um produto de impacto econômico [7]. Em relação à demanda vacinal, ou seja, às doses aplicadas na população, NOVAES *et al.* [8] sugerem sua avaliação a fim de reduzir o desperdício do produto e propagar a conscientização das técnicas corretas no cuidado com o imunobiológico.

A gerência adequada do estoque vacinal pode-se apoiar em técnicas de previsão de demanda que permitam uma visão de futuro mais adequada, estimando as quantidades de insumos estocados necessários que atendam o gasto real, uma vez que é um dos elos mais frágeis na cadeia de suprimentos de vacinas [8].

Para isso, um método de previsão que auxilie o planejamento vacinal em sua totalidade é necessário, por ser uma forma de gerir de maneira científica os estoques vacinais de acordo com a demanda, aumentando a qualidade deste tipo de atendimento à população [8].

As séries temporais podem ser úteis no gerenciamento deste tipo de estoque por apresentarem a quantidade real de doses aplicadas das vacinas, de acordo com um período de tempo, possibilitando a observação do comportamento da imunização em uma determinada população.

Após a aplicação da vacina, os dados são registrados pelo profissional de saúde responsável e arquivados. Os registros são feitos no cartão de vacinas do indivíduo e no “cartão espelho” (cartão que contém o histórico vacinal do indivíduo, geralmente arquivado na unidade de saúde que aplica as doses) [9]. Para controle do estoque, é realizado o registro do total de doses recebidas, utilizadas e perdidas. Recomenda-se que os profissionais que lidam diretamente com a vacina sejam treinados pelos gestores locais [9].

1.1 OBJETIVOS

1.1.1 Objetivos Gerais

Analisar a demanda da vacina contra Hepatite B e estimá-la nos modelos ARIMA e Suavização Exponencial Simples (SES), a partir de uma série temporal de

dados vacinais do Departamento de Vigilância Epidemiológica e Ambiental (DVEA) da Secretaria de Saúde do município de Juiz de Fora, MG.

1.1.2 Objetivos Específicos

- Realizar a coleta de dados do DVEA da Secretaria de Saúde do município de Juiz de Fora, MG.

- Analisar a série temporal constituída pela demanda da vacina contra Hepatite B.

- Verificar a aplicabilidade dos modelos ARIMA e Suavização Exponencial Simples na previsão desta demanda.

- Identificar o modelo mais adequado para a previsão desta demanda vacinal.

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

2.1 PREVISÕES A PARTIR DE SÉRIES TEMPORAIS

Em uma previsão, antes mesmo da escolha do método mais adequado, deve-se levar em consideração algumas características comuns a qualquer tipo de estimativa, como a suposição da existência de fatores que influenciaram no passado, podendo estar presentes no futuro; o fato de as previsões nunca serem perfeitas, por não conseguirem estimar todas as variáveis aleatórias que influenciam uma série e a diminuição da acurácia da estimativa com o aumento do horizonte previsto [6].

A previsão a partir de séries temporais é a estimativa construída a partir de observações feitas sequencialmente no tempo [10]. Esta previsão considera os valores passados na construção de uma projeção para o futuro [6]. Na elaboração de um modelo adequado de previsão, a análise da série temporal é importante para a determinação de uma melhor técnica que analise a dependência entre as observações, a tendência, sazonalidade e variações aleatórias [10].

Considera-se série temporal o conjunto de dados ordenados em um tempo determinado. Muitas séries são utilizadas na análise de eventos do dia a dia, como a estimação de índices pluviométricos ou da temperatura ambiente. São também aplicadas a problemas em áreas da ciência como engenharia e economia [11].

Um conceito importante na utilização de um modelo de séries temporais é o *processo estocástico*. O processo estocástico é formado por um modelo que descreve a estrutura probabilística de uma sequência de observações [10], ou seja, uma série de observações com dados aleatórios. Já *estacionariedade* é um conceito considerado por BOX *et al.* (2008) como um estado particular de equilíbrio estatístico de uma série, resultando em propriedades probabilísticas que não mudam com o tempo, mas variam em torno de um nível de média constante fixa e variância constante, essencial na utilização de modelos de previsão, como por exemplo, o modelo ARIMA.

2.1.1 Modelo ARIMA

O modelo ARIMA, a ser utilizado neste trabalho, pode ser considerado como uma combinação de três “filtros”: o “filtro” autorregressivo (AR), o “filtro” de integração (I) e o “filtro” de médias móveis (MA), que permite a previsão de valores

futuros em uma série temporal previamente determinada [13]. Esses elementos são melhor explicados abaixo.

2.1.1.1 Modelo Médias Móveis (MA)

O modelo de médias móveis baseia-se na média de observações passadas. O termo *móvel* é utilizado devido ao deslocamento do cálculo da média das observações, que se move à medida que novos dados são integrados à série, desprezando-se as observações mais antigas [14].

Assim, quanto mais dados são incorporados, mais eficaz é a previsão [14]. O modelo médias móveis de uma série estacionária é dado pela Equação (1) [15].

$$Y_t = \mu + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \theta_2 \varepsilon_{t-2} - \dots - \theta_q \varepsilon_{t-q} \quad (1)$$

Em que:

μ - representa a média;

ε - são os erros aleatórios não explicados pelo modelo;

θ - corresponde ao parâmetro do modelo MA de ordem q .

O valor de q significa o número de termos que atuam no período de cálculo da média móvel.

2.1.1.2 Modelo Autorregressivo (AR)

O modelo Autorregressivo (AR) especifica que a variável de saída depende linearmente de seus valores anteriores [16].

$$z_t = \varphi_1 z_{t-1} + \varphi_2 z_{t-2} + \dots + \varphi_p z_{t-p} + a_t \quad (2)$$

Em que,

Z_t - corresponde à observação da série temporal no tempo t ;

φ - representa o parâmetro do modelo AR de ordem p ;

a_t - representa o erro de eventos aleatórios que não podem ser explicados pelo modelo.

Sendo assim, os valores de Z_t dependem dos valores anteriores $Z_{t-1}, Z_{t-2} \dots Z_{t-p}$, atribuindo ao modelo a característica autorregressiva. O valor de φ é encontrado por meio da resolução da equação característica **(3)**.

$$1 - \varphi_1 X - \varphi_2 X^2 - \dots - \varphi_p X^p = 0 \quad (3)$$

Em que,

φ - representa o parâmetro do modelo AR de ordem p .

Como condição de estacionariedade, as raízes da equação **3** devem situar-se dentro do círculo unitário (serem menor que 1 em valor absoluto) [10].

2.1.1.3 Modelo Autorregressivo Integrado Médias Móveis

(ARIMA)

Uma série temporal que necessita ser diferenciada para tornar-se estacionária é chamada de versão integrada [17]. A equação **(4)** apresenta a definição para uma primeira diferenciação, dada pela diminuição da segunda observação pela primeira; a terceira pela segunda; a quarta pela terceira e assim sucessivamente. Logo, a série diferenciada pela primeira vez terá uma observação a menos do que a série original [18].

$$\Delta z_t = z_t - z_{t-1} \quad (4)$$

Em que,

Z_t - corresponde à observação da série temporal no tempo t .

Quando uma série é formada pelas partes autorregressivas (AR) e médias móveis (MA), tem-se o modelo mais geral de séries temporais, o ARMA [11]. Nota-se que Z_t será um modelo “autoregressivo médias-móveis” de ordem “p” e “q” e parâmetros φ e θ .

$$z_t = \varphi_1 z_{t-1} + \varphi_2 z_{t-2} + \dots + \varphi_p z_{t-p} + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} - \dots - \theta_q a_{t-q} \quad (5)$$

Em que,

Z_t - corresponde à observação da série temporal no tempo t ;

φ - representa o parâmetro do modelo AR de ordem p ;

θ - corresponde ao parâmetro do modelo MA de ordem q ;

a_t -representa o erro.

Uma série que passou pelo processo de diferenciação para tornar-se estacionária pode ser representada por um modelo ARMA, que poderá ser chamado de ARIMA (termo “I” referente à integração) de acordo com a equação (6).

$$x_t - x_{t-d} = w_t = \Phi(w) + \varepsilon_t - \theta(\varepsilon) \quad (6)$$

$$\Phi(w) = \Phi_1 w_{t-1} + \Phi_2 w_{t-2} + \dots + \Phi_p w_{t-p}$$

$$\theta(\varepsilon) = \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \theta_2 \varepsilon_{t-2} + \dots + \theta_q \varepsilon_{t-q}$$

Em que:

x_t = Valores da série temporal x observados em um tempo t ;

ε_t = Erro associado aos valores observados no tempo t ;

p = Ordem de um modelo autorregressivo de coeficientes Φ ;

q = Ordem de um modelo de média móvel de coeficientes θ ;

d = Ordem de integração do modelo ARIMA.

Φ = Coeficientes autorregressivos.

θ = Coeficientes de média móvel.

A equação acima é um modelo ARIMA de ordem “ p ”, “ d ” e “ q ”, que relaciona a ordem “ p ” ao modelo autoregressivo, a ordem “ d ” à diferenciação da série e a ordem “ q ” ao modelo Médias Móveis.

2.1.2 Modelo de Suavização Exponencial Simples

O Modelo de Suavização Exponencial Simples (SES), utilizado em previsões de demandas de curto prazo, possui fácil compreensão para quem o utiliza [19,20].

É considerado como um tipo de média ponderada que utiliza pesos em dados, que irão decair exponencialmente com o tempo, com pesos maiores em observações mais recentes, e pesos menores em observações passadas [21, 22,23].

O SES está expresso na Equação (7) abaixo.

$$D_{(t+1)} = (\alpha)(d_t) + (1 - \alpha)(D_t) \quad (7)$$

Em que:

t = Instante de tempo;

$D_{(t+1)}$ = Previsão para o período seguinte de t ;

α = Constante de suavização exponencial, $0 < \alpha < 1$;

d_t = Demanda real no período t ;

D_t = Previsão para o período t .

Em relação à escolha da constante α , quanto maior esse valor, maior o peso atribuído às observações mais recentes, e maior destaque às variações aleatórias na série temporal do que às mudanças fundamentais da série [22]. Por outro lado, quanto menor o valor de α , mais estável é a previsão, com menores destaques às observações mais recentes [20].

Se $\alpha = 1$ o valor previsto é igual ao valor da observação mais recente [21]. Se α é igual zero, a equação se assemelha a um modelo de média móvel. Sendo assim, o melhor valor de α é aquele que implica menores erros de previsão [21,25].

2.1.3 Manutenção e monitoramento dos modelos

Uma forma de monitoramento do desempenho de um modelo, ou sua manutenção, consiste em verificar o comportamento do erro de previsão que deve tender a zero [6]. Para isso, podem ser utilizadas as estatísticas *erro médio percentual absoluto* (*Mean Absolute Percentage Error- MAPE*) e o *coeficiente de determinação* (R^2).

O MAPE é definido como a média da porcentagem do erro entre a série real e a série prevista, ou seja, avalia a magnitude do erro em relação à série original [6], que pode ser expressa pela equação (8).

$$MAPE = \sum_{t=1} \frac{|R_t - p_t|}{n} \quad (8)$$

Em que,

R_t – representa os valores reais.

p_t – valores previstos.

n – número de períodos de previsão.

O R^2 , coeficiente de determinação, avalia o ajuste de modelos lineares, sendo também chamado de “percentual da variância explicada”. Essa estatística é definida como “o percentual da variação de x que ocorre concomitantemente à variação de y ”, estando o valor de R^2 situado entre zero e um, sendo que quanto mais próximo o valor de um, melhor o modelo está explicado e melhor se aproxima da amostra [26].

2.1.4 Sugestão do Ministério da Saúde para previsão de quantitativos de imunobiológicos

Para o cumprimento dos calendários de vacinação estabelecidos, o Manual de Procedimentos para Vacinação do MS sugere que a previsão de quantitativos considere informações como a aplicação em associações e hemocentros; o porte de Unidades de Atenção Primária à Saúde (UAPS) e a demanda de períodos anteriores [9].

O MS recomenda que, na previsão do quantitativo a ser utilizado, evitem-se estoques de mais de três meses [9]. Além disso, um percentual de reserva, proporcional à quantidade de doses no frasco, é acrescido a esta estimativa, a fim de compensar eventuais perdas, pois prazos de validade são reduzidos quando um frasco é aberto. São estabelecidos os seguintes valores [9]:

- Vacina contra a poliomielite: 20% na rotina e 40% nas campanhas.
- Vacina BCG: frascos de 10 e de 20 doses: 40% de reserva; frascos com 50 doses- 60% de reserva.
- Vacinas dupla e tríplice viral: frascos de uma dose: sem reservas; frascos de cinco doses: 10% de reserva; frascos de 10 ou 20 doses: 20% de reserva.
- Vacinas tríplice bacteriana (DTP), dupla adulto (dT), hepatite B e *Haemophilus influenzae* tipo b: frascos de uma dose: sem reserva; frascos de multidoses: 10% de reserva.
- Vacina contra a febre amarela: frascos de cinco doses: 20% de reserva; frascos de 10 doses: 40% de reserva; frascos de 50 doses: 60% de reserva.

Após a definição das doses, essas são encaminhadas para a Vigilância Epidemiológica local [9]. Atualmente, no controle do estoque vacinal das salas de vacinas, NOVAES *et al.* [8], apontam que muitas vezes as decisões em relação à demanda vacinal são feitas de modo intuitivo. Este tipo de conhecimento intuitivo é descrito por POPADIUK *et al.* [27], como *método tácito*.

3 REVISÃO DA LITERATURA

A revisão da literatura foi realizada utilizando a combinação das palavras: *previsão (forecast)*, *demanda (demand)*, *vacina (vaccine)*, *ARIMA*, *suavização exponencial (exponential smoothing)* e *Hepatite B (Hepatitis B)*. Essas palavras foram utilizadas no idioma inglês sem nenhuma restrição de datas, nas seguintes ferramentas de busca: *Bireme*, *Web of Science* e *Pubmed*. A Tabela 1 mostra os resultados encontrados para as combinações das palavras-chave.

Tabela 1: Resultados da revisão da literatura

Combinações	Resultados			
	<i>Web of Science</i>	<i>Bireme</i>	<i>Pubmed</i>	Total
“Forecast” AND “demand” AND “vaccine”	R= 20/ S= 4	R= 5/ S= 1	R= 36/S= 4	19
“ARIMA” AND “exponential smoothing”	R= 24/ S= 2	---	---	22
“ARIMA” AND “vaccine”	R= 4/ S= 1	R= 10/ S=2	R= 24/ S= 2	55
“Exponential smoothing” AND “vaccine”	R=2/ S=1	R= 3/ S= 0	R= 1/ S= 1	22
“Hepatitis B” AND “vaccine” AND “demand”	R= 53/ S= 2	R= 25/ S= 0	R= 34/ S= 0	22

A partir dos resultados (R), 20 artigos foram selecionados (S) na revisão, sendo que sete se repetiram entre as ferramentas de busca, resultando em 13 artigos para a construção da revisão da literatura. Foram excluídos os artigos que se destinavam ao benefício de laboratórios produtores de imunobiológicos, artigos não disponíveis integralmente e artigos de experimentos e/ou testes laboratoriais de vacinas.

Para a incorporação dos artigos encontrados neste trabalho, adotou-se a análise de acordo com cinco abordagens: métodos de previsão da demanda vacinal; previsão de demanda da vacina contra Hepatite B; ARIMA e vacinação; SE e vacinação; ARIMA e SE.

Métodos de previsão da demanda vacinal

O cálculo de previsão da demanda vacinal pode ser utilizado no momento de implementação de uma vacina, como demonstrou o trabalho de AMARASINGHE *et al.* [28]. Para esses autores, os programas de imunização devem considerar estratégias adequadas antes do licenciamento de uma vacina, como por exemplo, um modelo que estime o quantitativo de vacinas necessário para atender uma população.

A partir de projeções populacionais, o trabalho utilizou um horizonte de previsão de cinco anos para estimar a demanda de doses de uma possível vacina contra a dengue em países onde a doença é endêmica, tendo como base variáveis demográficas, epidemiológicas e relacionadas à aquisição de vacinas. Além da adoção de uma possível taxa de perda de 10% para vacinas em frascos com dose única, e 25% para vacinas em frascos de multidoses, com a maior parte da demanda voltada para o setor público [28].

A Equação (9) utilizada para calcular o número de doses vacinais da vacina contra a Dengue para os cinco anos de introdução em cada país endêmico considerado está expressa abaixo.

$$n = \frac{PxCxDa}{(1 - p)} \quad (9)$$

Em que,

n - expressa o número de doses previstas.

P - é a taxa populacional do período.

C - é a cobertura esperada.

Da - número de doses agendadas no calendário vacinal.

p - taxa de perdas.

Por fim, os autores apontam que existem poucos estudos em países em desenvolvimento que apoiem um modelo de previsão para a demanda vacinal, e que ter uma compreensão da demanda e do mercado potencial para a vacina auxilia na tomada de decisão dos gestores e nas estratégias de introdução de um novo imunobiológico [28].

O estudo “*Forecasting demand for Hib- containing vaccine in the world’s poorest countries*”, analisou o desempenho de uma previsão de demanda da vacina contra *Haemophilus influenzae* (Hib), em 68 países entre 2004 e 2007, e verificou que uma melhor previsão foi obtida em países que já haviam introduzido a vacina Hib ou que estavam perto de fazê-lo [29]. Os autores destacaram a importância desta previsão, que fornece um sinal para fabricantes de vacinas, acompanha de perto a disponibilidade deste produto conferindo segurança no abastecimento e o fornecimento de informações na definição de metas para a destinação de recursos, auxiliando o planejamento financeiro e reduzindo o risco de suprimento irregular de imunobiológicos [29].

O ano de introdução da vacina Hib e o máximo de cobertura que os programas de cada país poderiam atingir no ano de 2015, foram pesquisados por meio de uma entrevista com especialistas em 15 destes países. Já o número de nascidos e as taxas de perdas seguiram os padrões pré- estabelecidos da OMS.

Assim, a previsão de demanda desse trabalho acompanha o modelo recomendado pela OMS, conforme a Equação (10) abaixo.

$$[n \times C \times Dc \times Fp] + E \quad (10)$$

Em que,

n - nº de nascidos (coorte de nascimento).

C - cobertura esperada.

Dc - nº doses por criança.

Fp - fator de perda estimada.

E -estoque de 25% para o ano de introdução.

O trabalho de NUNES *et al.* [30], analisa um modelo para a previsão da demanda de uma hipotética vacina contra a malária, o *Malaria Vaccine Model* (MVM), desenvolvido para atender gestores no fornecimento desse produto. O MVM utiliza uma função de análise sensível integrada, que considera o preço da vacina e o ano de disponibilidade; trabalha com uma taxa de nascidos vivos; dados sobre a doença; taxas de cobertura vacinal da OMS; número de doses a ser empregado e uma taxa de perda vacinal de 10%. O horizonte de previsão utilizado no estudo foi de dez anos [30].

NUNES *et al.* [30] encontrou, assim, um modelo que prevê o número de doses necessárias, e casos graves e mortes evitados. No cenário de demonstração, com base em uma demanda projetada de 532 milhões de doses, o MVM estimou que 150 milhões de casos de malária e 1,1 milhões de mortes poderiam ser evitadas em um período superior a 10 anos, o que equivalente, segundo os autores, a 943 casos não complicados e 7 mortes evitadas em 1.000 vacinados [30].

ATHERLY *et al.* [31], estimam a captação, impacto na saúde e o custo-efetividade da introdução da vacina contra Rotavírus nos países sob responsabilidade da *Global Alliance for Vaccines and Immunization* (GAVI), utilizando as variáveis *nível populacional, taxa de nascidos vivos, taxas de cobertura, número de doses a ser utilizado, preço da vacina e ano de introdução esperado* em cada país. Esse trabalho

calculou a previsão da demanda da vacina contra Rotavírus até o ano de 2025, e contou com um software para a previsão da demanda vacinal (Cennium Forecaster for Birth Cohort Vaccines in Developing Countries) [31]. Foi encontrado que a razão custo-efetividade da implantação da vacina decresce com o tempo, e que o impacto da vacinação na mortalidade global aumenta.

Observa-se que a maioria dos artigos relacionados à previsão de demanda vacinal destinam-se à incorporação de novos imunobiológicos, ficando evidente que o uso desta ferramenta como apoio permanente nas tomadas de decisões tanto do setor público como no privado, ainda é pequeno.

Previsão de demanda da vacina contra Hepatite B

Na previsão da demanda da vacina contra Hepatite B, verificam-se poucos trabalhos relacionando a vacina com o custo e a redução da doença. MURAKAMI *et al.* [32], analisaram especificamente o custo da aplicação da primeira dose da vacina contra Hepatite B em recém-nascidos no Vietnã, e constataram que os principais fatores que afetam este tipo de cobertura são as taxas de atendimento pré-natais, a existência de maternidades da rede privada e grandes hospitais urbanos, além da percepção da família diante da imunização nas primeiras 24 horas do recém-nascido.

MILLER *et al.* [33], identificaram e avaliaram fatores epidemiológicos e econômicos associados com a adoção das vacinas Hepatite B e *Haemophilus influenzae* (Hib) em programas de vacinação de rotina de 179 países. Esses fatores foram comparados com países que ainda não implantaram essas vacinas. Para isso, foi utilizado um modelo de regressão logística para estimar a demanda da Hepatite B, juntamente com a vacina contra Hib, em tais países.

Os autores destacaram em seus resultados que países de alta renda eram mais propensos para adoção da vacina contra Hepatite B de forma agendada, quando comparados com países de baixa renda. Essa adoção sofre influência da renda per capita nacional e custo da vacina no país. Também destacaram que países que gastaram mais com a implantação da vacina Hepatite B economizaram em mais anos de vida e menor custo em tratamentos para a doença [33]. Assim, MILLER *et al.* [33] conclui em seu trabalho que previsões temporais possuem grandes implicações no planejamento da produção vacinal, com a possibilidade da adequação de vacinas a níveis locais.

ARIMA e vacinação

O emprego do modelo ARIMA em vacinação foi estudado por GIRARD [34], que examinou a relação entre a cobertura vacinal e o número de casos de coqueluche em

crianças na Inglaterra, no período entre 1940 e 1990. O autor utilizou um modelo ARIMA com variáveis de intervenção para quantificar o nível de morbidade da doença e a cobertura vacinal, e apresentou estas séries temporais modeladas.

Esse mesmo autor, cinco anos depois, utilizou ARIMA na cobertura vacinal da coqueluche e mais uma vez na incidência dessa doença, para avaliar a relação entre o declínio da cobertura vacinal e o aumento no número de casos da doença em uma população de crianças menores que 15 anos, em um período entre os anos de 1966 e 2001 [35].

O trabalho constatou por meio das séries modeladas, aumento no número de casos de coqueluche, com atraso de dois anos após uma queda de 1% na cobertura vacinal.

Suavização Exponencial e vacinação

O modelo de suavização exponencial simples (SES) foi utilizado por LI *et al.* [36], na investigação das características epidemiológicas do sarampo por meio da separação dos termos de "sazonalidade" e "tendência" que o modelo proporciona. O trabalho destaca a importância do modelo no estudo das demais doenças infecciosas imunopreveníveis, por sua capacidade de separação dos termos de tendência e sazonalidade em vários estágios, facilitando a exposição da característica epidêmica dinâmica e o fornecimento de uma estimativa.

Assim, os autores distribuíram espacialmente os casos de Sarampo em uma província chinesa, em um período de 43 anos, e identificaram que a incidência da doença era muito elevada no período pré-vacinação, com uma incidência média de 617,61 em 100.000 habitantes em 1963. E com a implementação da vacina, a incidência média de sarampo diminuiu para 3,63 em 100.000 habitantes em 2005, informações valiosas segundo os autores, que contribuem para a tomada de decisão local e nacional da política de saúde pública [36].

Comparação ARIMA e SE

Modelos ARIMA e SE aplicados ao estudo em imunização não foram encontrados de forma significativa na literatura pesquisada. Porém todos os trabalhos pesquisados destacam a importância e a contribuição significativa para a gestão em saúde pública.

A comparação entre os modelos ARIMA e SE feita por STERGIOU [33], e se deu por meio de três modelos: regressão linear, o modelo ARIMA, e a SE. O autor avaliou o desempenho destes métodos na previsão do quantitativo da espécie de um

peixe típico do mar Mediterrâneo (*Trachurus sp*), para prever o impacto econômico na região.

A série em que se baseou o trabalho foi retirada de um registro mensal do período de 21 anos de observação (1964 a 1984), e estava compreendida entre os meses de janeiro de 1985 e dezembro de 1985 [37].

Como comparação entre os três modelos (ARIMA, SE e regressão), STERGIOU [33], utilizou o *erro percentual absoluto* (APE), o *desvio padrão de erros* (SDE), o *erro médio quadrado* (MSE), *erro médio, estatística- U*, cálculo do *viés*, estatística de *Durbin- Watson*, o *erro médio percentual absoluto* (MAPE) e *coeficiente de determinação* (R^2). O modelo de regressão teve menor acurácia, alto viés, pior ajuste e maior taxa de resíduos de autocorrelação quando comparado com o modelo ARIMA. Verificou-se que, para a série de 12 meses, o modelo ARIMA apresentou um menor MAPE (valor de 0,89), em relação ao modelo SE (valor de 0,98), e um R^2 de 0,88 (0,76 no SE, série total de Fevereiro de 1966 a Dezembro de 1984)[37].

ZHANG *et al.* [38], utilizou dados de nove doenças, coletados no sistema de vigilância em saúde pública na China, para comparar quatro modelos de previsão: o modelo SE, ARIMA, regressão e o modelo *Support Vector Machine* na avaliação do comportamento epidêmico destas doenças. A série temporal de 12 meses (referente ao ano de 2011) foi inicialmente “dessazonalizada”, ou seja, por meio de métodos de decomposição, foi retirada a sazonalidade por meio da estipulação de um índice de sazonalidade, sendo posteriormente avaliada a série resultante por meio do teste t [38].

A avaliação dos modelos se deu por meio do *erro médio absoluto* (MAE), MAPE e MSE, e de acordo com eles, em oito das nove doenças, o modelo ARIMA possuiu melhor ajuste para as séries. Em relação à capacidade de previsão, nenhum método obteve melhor desempenho do que os demais. Os autores ainda discutem a desvantagem do modelo ARIMA em somente extrair relações lineares em dados de séries temporais, o que não pode ser bem utilizado em dados referentes à incidência de doenças infecciosas.

Observou-se, nesta revisão, a necessidade de trabalhos que explorem mais as estatísticas dos modelos de previsão para um melhor ajuste e acurácia, e a aplicação destes modelos permanentemente como ferramentas de auxílio às decisões.

4 MATERIAIS E MÉTODOS

4.1 DADOS

Foram analisados dados da vacina contra Hepatite B, pela disponibilidade de um número de observações suficiente para modelagem, e por ser este um imunobiológico com uma ampla demanda na população do país. O estudo utilizou dados do Departamento de Vigilância Epidemiológica e Ambiental da Secretaria Municipal de Saúde da cidade de Juiz de Fora - Minas Gerais, que registram o número de doses aplicadas da vacina contra Hepatite B no município. O período de análise foi de Janeiro de 1997 a Dezembro de 2011, somando 180 observações. Não foram coletados dados a partir de 2012, porque neste ano houve o acréscimo de mais uma dose da vacina contra Hepatite B no calendário do PNI, por meio da vacina Pentavalente (contra Difteria, Tétano, Coqueluche, *Haemophilus influenzae* e Hepatite B).

Nas salas de vacinação, o estoque dos imunobiológicos é controlado por um registro de entrada e saída que documenta o número doses recebidas, utilizadas, perdidas, remanejadas e existentes (saldo); de acordo com a vacina, número do lote e data de vencimento. O registro é feito pelo enfermeiro responsável pela sala de vacina e encaminhado para o profissional responsável em vacinas da Vigilância local, para que ocorra a alimentação do banco de dados digitais do PNI.

4.2 MÉTODO

Primeiramente, os dados relativos ao número de doses aplicadas no período considerado foram caracterizados por meio de estatísticas descritivas, objetivando a visualização da demanda da vacina contra Hepatite B.

Para a aplicação dos modelos, foram excluídas as 84 primeiras observações referentes aos meses de jan- 1997 a dez- 2003, restando 96 observações (jan- 2004 a dez- 2011). Este critério de exclusão foi utilizado por ser observada uma descontinuidade no fornecimento e aplicação do imunobiológico, o que é esperado na sua fase de implantação até uma adequação relativa de seu fornecimento.

Foi utilizado horizonte de previsão de seis meses para a previsão, e foi construído um gráfico com a superposição de cada estimativa sobre a série real de doses coletadas no município de Juiz de Fora.

O programa utilizado foi o *Forecast Pro for Windows Version 3.50 Extended Edition*, um *software* de previsão para séries temporais [19]. Este é um programa que realiza previsões em séries temporais utilizando-se de vários modelos, entre os quais o ARIMA e o modelo SE. O programa sugere os melhores modelos para uma previsão com maior acurácia, além de serem disponibilizadas estatísticas como R^2 e MAPE.

Também foi utilizado *Excel* para a elaboração de gráficos comparativos entre as previsões e a série original.

O Intervalo de Confiança (IC) foi de 95%, ou seja, 95% de probabilidade contém o verdadeiro valor da média populacional das amostras das previsões.

4.3 QUESTÕES ÉTICAS

Para a aquisição dos dados de doses de vacinas aplicadas no município de Juiz de Fora- MG, contou-se com a autorização do DVEA do município.

5 RESULTADOS

Os resultados a seguir apresentam a série temporal utilizada; a aplicação dos modelos ARIMA e SE nessa série em um horizonte de previsão de seis meses; e a comparação entre os dois modelos e a série original.

5.1 SÉRIE TEMPORAL

A Figura 1 abaixo mostra a série temporal original de 180 observações, do período entre os anos 1997 e 2011. Destaca-se a pouca quantidade de doses aplicadas entre os anos de 1997 e o início de 1999 e pontos discrepantes de aumento na aplicação da vacina entre os anos de 2001 e 2003. Por este motivo, foram excluídas as doses aplicadas até o final do ano de 2003, e chegou-se a série da Figura 2, que será utilizada neste trabalho.

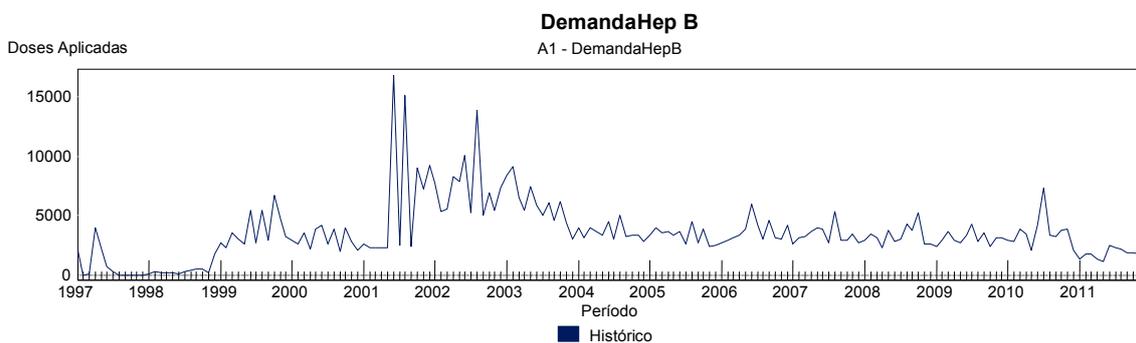


Figura 1: Série temporal de janeiro de 1997 a dezembro de 2011.

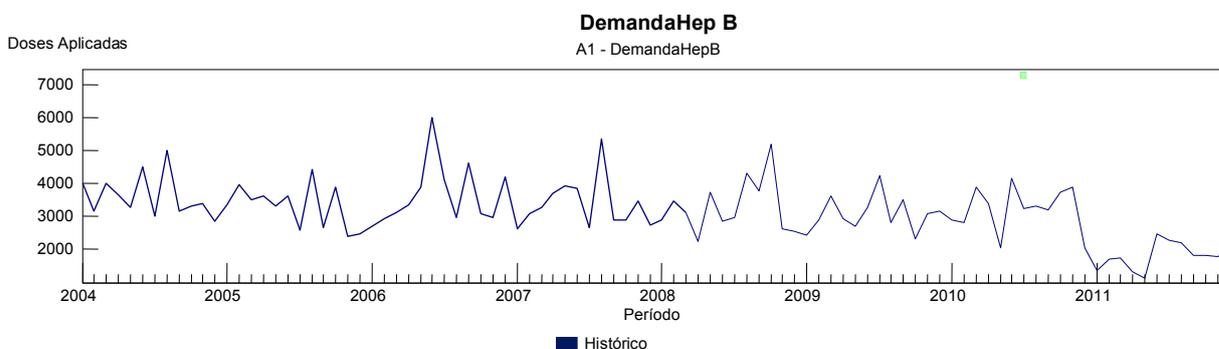


Figura. 2: Série temporal de janeiro de 2004 a dezembro de 2011.

5.2 ARIMA

A aplicação do modelo ARIMA na série de 96 pontos (jan2004 a dez 2011), no horizonte de previsão de seis meses está expressa na figura abaixo. O tipo de modelo ARIMA sugerido pelo programa foi (0,1,1).

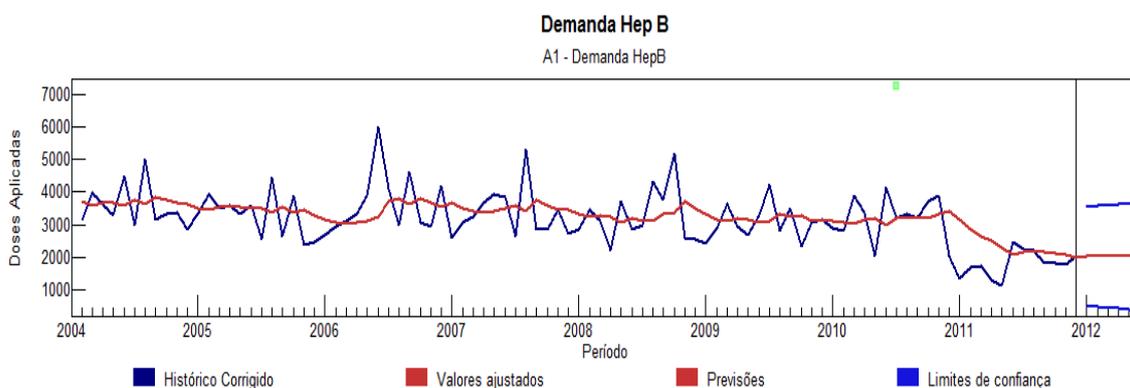


Figura 3: Modelo ARIMA (0,1,1) com horizonte de previsão de seis meses.

5.3 SUAVIZAÇÃO EXPONENCIAL SIMPLES

A aplicação do modelo SE na série de 96 pontos (jan 2004 a dez 2011), no horizonte de previsão de seis meses está expressa na figura abaixo. A constante de suavização utilizada pelo programa foi de 0,1469.

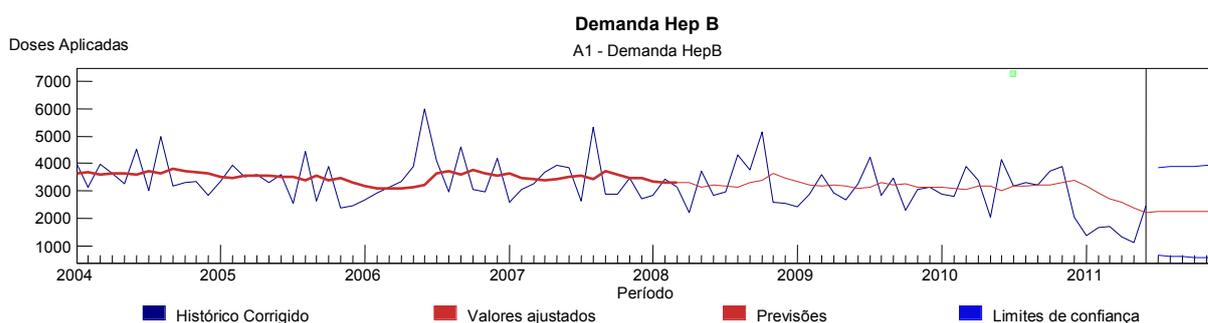


Figura 4: Modelo SE com horizonte de previsão de seis meses.

5.5 COMPARAÇÃO ENTRE OS DOIS MODELOS E A SÉRIE ORIGINAL

Para a comparação entre os dois modelos, utilizou-se novamente a série de 96 observações.

A Tabela 2 apresenta os valores do MAPE e R^2 para os modelos ARIMA e SE nos horizontes de previsão de seis meses.

Tabela 2: valores do MAPE e R^2 para os modelos ARIMA e SE nos horizontes de previsão de seis meses.

MODELOS	MAPE	R^2
ARIMA	21,58%	0,20
SES	22,54%	0,08

A comparação entre os dois modelos e a série original está expressa no gráfico a seguir.

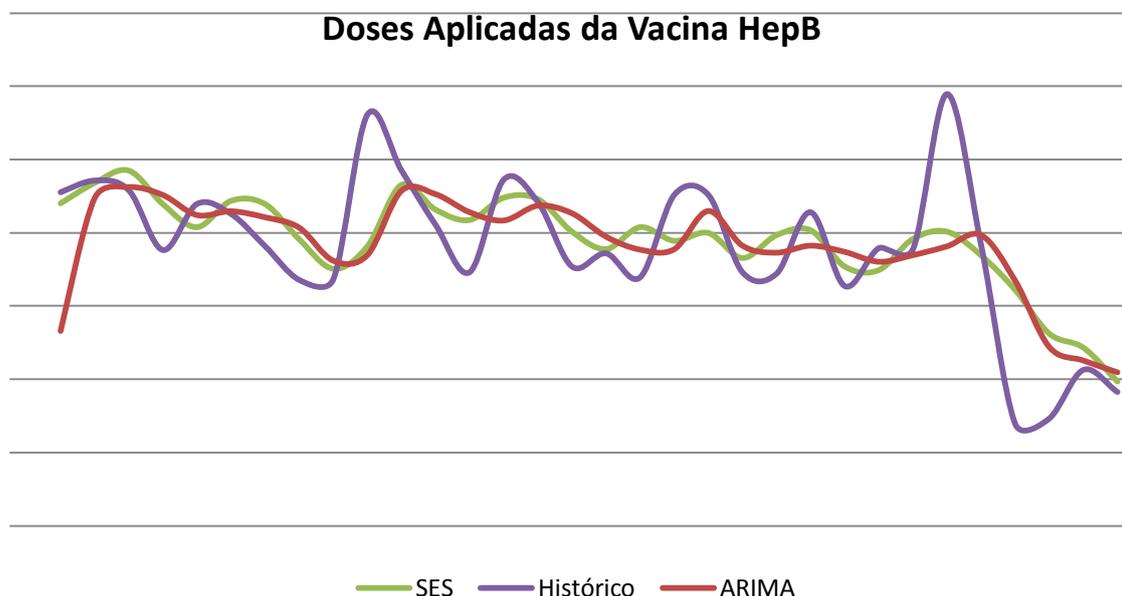


Figura 5: Comparação entre os dois modelos e a série original, com horizonte de previsão de seis meses para ARIMA e SES.

6 DISCUSSÃO

Os componentes do *método tácito*, definido anteriormente como um conhecimento intuitivo, baseiam-se em experiências, habilidades e *know-how* individual. Sendo assim, é um conhecimento pessoal e não-formalizado que inclui *insights* subjetivos e intuição [22]. Para ter algum significado para a organização, pretende-se que a previsão de demanda vacinal esteja explícita e acessível, para que este conhecimento seja devidamente repassado e compartilhado. Logo, a utilização de métodos quantitativos, como a previsão por séries temporais, supre esta necessidade [22].

Após a atual utilização do *método tácito* em vigilâncias epidemiológicas locais, doses de imunobiológicos são encaminhadas para salas de vacinas [9]. No entanto, provavelmente a utilização desse método pode incorrer em erro e desperdício, por não se apoiar em modelos estatísticos mais bem constituídos. Um exemplo seria a utilização de modelos de séries temporais, de grande aplicação em muitas áreas da ciência, os quais ainda não são utilizados no país.

Os resultados deste trabalho apontam que modelos de previsão são eficientes na previsão da demanda das doses da vacina contra hepatite B aplicadas no município de Juiz de Fora- MG no período entre 2004 a 2011.

Essa vacina está disponível neste município em salas de vacinação dentro das UAPS, e é aplicada em crianças diariamente de acordo com a idade correta para tal, e nos adultos e idosos por demanda espontânea. Sendo assim, não possui sazonalidade na prática, e podem ocorrer aplicações em grandes quantidades nas campanhas do MS que visam conscientizar a população quanto à importância do combate à Hepatite B.

Porém, o modelo ARIMA utilizado nas previsões do trabalho, sugeriu que a série possui sazonalidade, com sua diferenciação, já o modelo SES apontou que a série não possui tendência nem sazonalidade, e apresentou uma constante de suavização de 0,1469.

Logo, as equações resultantes dos modelos utilizados no trabalho, estão descritas a seguir.

Na equação (6), que exemplifica o modelo ARIMA,

$$x_t - x_{t-d} = w_t = \Phi(w) + \varepsilon_t - \theta(\varepsilon) \quad (6)$$

aplicando em ε_t o erro padrão 0,06 fornecido pelo programa, e em θ o coeficiente negativo 0,8267, e considerando a ordem do modelo (0,1,1), obtém-se a equação (11).

$$w_t = -0,88267(\varepsilon_t) + 0,06 \quad (11)$$

E no modelo SES, utilizando o coeficiente de suavização sugerido pelo programa na equação (7), obtém-se a equação (12) a seguir.

$$D_{(t+1)} = (\alpha)d_t + (1 - \alpha)(D_t) \quad (7)$$

Aplicando o coeficiente de suavização,

$$D_{(t+1)} = (0,1469)d_t + (0,8531)(D_t) \quad (12)$$

Foi observado na série temporal de dados coletados no DVEA- JF, que esta vacina tem uma grande cobertura da população priorizada, devido ao alto número de doses aplicadas.

Na comparação entre os modelos ARIMA e SE, no horizonte de previsão de seis meses, pôde-se constatar que o modelo ARIMA apresentou um melhor comportamento em relação ao SES nas estatísticas e horizontes de previsão investigados.

Assim, em relação a este horizonte de previsão, observaram-se resultados melhores para o modelo ARIMA, tanto para o valor de R^2 quanto para o MAPE. Por exemplo, os valores do coeficiente de determinação para o modelo ARIMA foi de 0,2 contra um valor de 0,08 para o SES.

STERGIOU [37], comparando ARIMA e SE também verificou que, para a série em que o pesquisador construiu os modelos (série total do quantitativo da espécie de peixe *Trachurus sp* de Fevereiro de 1966 a Dezembro de 1984), o modelo ARIMA apresentou um menor MAPE (valor de 8,96), em relação ao modelo SE (valor de 9,80), e um R^2 de 0,8 no modelo ARIMA e 0,7 no modelo SE [37].

ZHANG *et al.* [38] ainda comparou o desempenho do ARIMA e do modelo SE, com outros modelos (regressão e o modelo *Support Vector Machine* na avaliação do comportamento epidêmico de certas doenças), e concluiu que o modelo ARIMA teve melhor adaptação para as séries.

A utilização de horizontes distintos é uma alternativa no aprimoramento do uso destes modelos, como o trabalho de LUZ *et al* [40], que avaliou horizontes de previsão distintos em uma série temporal. Os autores estudaram o número de casos de dengue na cidade do Rio de Janeiro (RJ), entre 1997 e 2004, com um modelo ARIMA, e verificaram que a melhor previsão ocorreu no horizonte de um mês quando comparado com o horizonte de doze meses, por meio da análise do erro (RMSE). No horizonte de previsão de um mês o valor foi 0,52; e em doze meses o valor atingiu 0,68 [40].

A aproximação dos modelos ARIMA e SES com a série real sugere que tais modelos poderiam ser utilizados pelo gestor de saúde na previsão da demanda da vacina contra Hepatite B neste período. Ambos poderiam levar à dispensação aproximada deste produto para as unidades de saúde, evitando a falta do imunobiológico ou o estoque excessivo.

Apesar da aproximação do modelo SES com a série original, observa-se que a série modelada pelo ARIMA neste trabalho, teve um melhor ajuste e foi o modelo mais adequado para a previsão desta demanda.

O MAPE do modelo ARIMA foi menor (0,2158) do que o encontrado por NOVAES *et al.* [8], que utilizou diretamente o modelo ARIMA na previsão de demanda da vacina contra difteria e tétano, a partir de uma série temporal com observações mensais referentes ao período 2003 – 2009, validando o modelo com observações de seis meses, e encontrado um modelo ARIMA (1,0,0), com MAPE de 0,26. Aparentemente, esse trata-se do único trabalho envolvendo a previsão vacinal por séries temporais no país e indica que este é um método que pode ser utilizado na previsão da demanda para estas vacinas.

Estes resultados podem ser úteis no desenvolvimento de novas ferramentas que facilitem os gestores no controle da dispensação dos imunobiológicos, para que seja evitada perda deste produto e o correto suprimento de vacinas nas unidades de saúde, acarretando na imunização adequada da população.

Como limitação, este trabalho aplicou os modelos ARIMA e SES em uma série temporal de apenas um tipo de vacina, a Hepatite B, em um único horizonte de previsão, e as doses aplicadas em apenas uma localidade. Futuras pesquisas devem ser realizadas com séries temporais maiores, outras vacinas utilizadas pelo PNI e em outras localidades, a fim de auxiliar o processo de gestão de estoques de imunobiológicos.

7 CONCLUSÃO

Utilizando uma série robusta de doses aplicadas da vacina contra Hepatite B no município de Juiz de Fora, MG, os resultados do presente estudo sugerem que o modelo ARIMA apresenta um melhor ajuste para esta previsão, quando comparado com o modelo de SES.

Estudos de maior escopo devem ser realizados para a definição de outros parâmetros, como o comportamento de modelos não-lineares, horizontes de previsão maiores e menores, e uma análise mais criteriosa das características inter-modelos.

Verifica-se a falta de instrumentos de previsão de demanda por parte do Ministério da Saúde, que adequem os estoques dos imunobiológicos a níveis municipais.

Enfatiza-se a importância do uso de modelos matemáticos de previsão na gestão dos imunobiológicos, para o controle do estoque com correta dispensação para a população, evitando perdas e desperdício desses produtos.

REFERÊNCIAS

- [1] DUQUE, G. P. N.; DUQUE, A. P. N. "O Programa Nacional de Imunizações (PNI)- Síntese". In: Novaes, M. L. O., **Medicina Preventiva e vacinas: Princípios e atualizações**, 1 ed., chapter 21, Rio de Janeiro, Brasil, Sinergia, 2014.
- [2] MINISTÉRIO DA SAÚDE. Sistema de Informações do Programa Nacional de Imunizações, 2015. **Ministério da Saúde**. Disponível em: <<http://goo.gl/thQMoz>>. Acesso em: 10 mai. 2015, 16:30:30.
- [3] MORAES, J.C.; LUNA, E. J. A.; GRIMALD, R. A. "Imunogenicidade da vacina brasileira contra hepatite B em adultos", **Revista de Saúde Pública**, v. 2, n.44, pp. 353-359, 2010.
- [4] SOCIEDADE BRASILEIRA DE PEDIATRIA. "Vacina contra Hepatite B", **Revista da Associação Médica Brasileira**, v. 5, n.52, pp. 281-291, 2006.
- [5] RIO DE JANEIRO. Prefeitura. Norma técnica: inclusão das vacinas pentavalente e inativada contra pólio (VIP). **Superintendência de Vigilância em Saúde. Coordenação do Programa de Imunizações**. 1.ed. Rio de Janeiro, RJ, 2012. Disponível em: <<http://goo.gl/DIJwZQ>> Acesso em: 20 ago. 2014.
- [6] MARINS, F. A. S. **Técnicas de Previsão**. Disponível em: <<http://www.feg.unesp.br/fmarins>> Acesso em: 10 ago. 2014.
- [7] NOVAES, M. L. O.; ALMEIDA, R.M.V.R.; BASTOS, R.R. et al, "Caracterização das Perdas da Vacina Contra Rotavírus e de seus Custos Associados ". In: **XXIII Congresso Brasileiro de Engenharia Biomédica**, 4p., Rio de Janeiro, Out. 2012.
- [8] NOVAES, M. L. O.; ALMEIDA, R.M.V.R.; BASTOS, R.R. "Previsão de Demanda da Vacina contra Difteria e Tétano pelo Método de Box-Jenkins ". In: **XXII Congresso Brasileiro de Engenharia Biomédica**, 4p., Rio de Janeiro, Nov. 2010.
- [9] MINISTÉRIO DA SAÚDE. **Manual de Procedimentos de Vacinação**. 4ª Edição. Brasília: Coordenação Geral do Programa Nacional de Imunizações/ Centro Nacional de Epidemiologia/ Fundação Nacional de Saúde/MS, 2001.
- [10] BOX, G.E.P., JENKINS G.M., REINSEL G.C., **Time Series Analysis**. 4 ed. New Jersey, Wiley, 2008.
- [11] BEZERRA, M. I. S., **Apostila de Análise de Séries Temporais**. 2006. Faculdade de Economia, Universidade Estadual de São Paulo, São Paulo, 2006.
- [12] SOUSA, J. A.V., 2011, **Aplicação de Redes Neurais na Previsão de Vendas para Retalho**. Dissertação* de M.Sc., INESC, Porto, Portugal.

- [13] FAVA, V. L. **Manual de Econometria**. In: VASCONCELOS, M.A.S.; ALVES, D. São Paulo: Atlas, 2000.
- [14] MUELLER, A., 1996, **Uma Aplicação de Redes Neurais Artificiais na Previsão do Mercado Acionário**. Dissertação de M. Sc., Faculdade de Engenharia de Produção, Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, Brasil.
- [15] MATTOS R. S. **Modelos ARIMA (Metodologia de Box & Jenkins)**. Juiz de Fora: Faculdade de Economia/ Universidade Federal de Juiz de Fora; 2012. 30 p.
- [16] MATTOS R. S. **Modelos ARIMA (Metodologia de Box & Jenkins)**. Juiz de Fora: Faculdade de Economia/ Universidade Federal de Juiz de Fora; 2006. 21 p.
- [17] NAU R. F. **Introduction to ARIMA: nonseasonal models**. Decision 411-Statistical Forecasting, 2013 Nov. Disponível em: <<http://tinyurl.com/ls523j4>>. Acesso em 15 nov 2013, 15:35:00.
- [18] BACCI, L. A., 2007, **Combinação de Métodos de Séries Temporais para Previsão da Demanda de Café no Brasil**. Dissertação de M. Sc., Faculdade de Engenharia de Produção, Universidade Federal de Itajubá, Minas Gerais, Brasil.
- [19] MORETTIN, P.A., TOLOI, C.M., **Análise de séries temporais**. São Paulo: Edgard Blucher, 2006.
- [20] HYNDMAN, R.J., KOEHLER, A.B., ORD, J.K., *et al.*, **Forecasting with exponential smoothing: the state space approach**. Berlin: Springer, 2008.
- [21] CHATFIELD, C., **The analysis of time series: an introduction**. 6ed. Boca Raton, FL: Chapman & Hall/CRC, 2004.
- [22] BALLOU, R.H., **Gerenciamento da cadeia de suprimentos/logística empresarial**. 5 ed. Porto Alegre: Bookman, 2006.
- [23] CORRÊA, H.L., CORRÊA, C.A., **Administração de produção e operações: manufatura e serviços; uma abordagem estratégica**. São Paulo: Atlas, 2012.
- [24] MAKRIDAKIS, S.G., WHEELWRIGHT, S.C., HYNDMAN, R.J., **Forecasting: methods and applications**. 3 ed. New York: John Wiley & Sons, 1998.
- [25] GONÇALVES, A.A., GOUVÊA, D.S.A, NOVAES, M.L.O. *et al.*, “Modelo de previsão de demandas na área de saúde - Estudo de caso de uma clínica de vacinas”. In: **Anais do IV Simpósio de Excelência em Gestão e Tecnologia**, pp. 28-32, Resende, Out.-Nov. 2007.
- [26] STEELWAGEN E. A., GOODRICH R. L. **Forecast Pro- Statistical Reference Manual**. 7ª ed. Belmont: Business Forecast Systems, 2011.

- [27] POPADIUK S., SANTOS, A. E. M., “Conhecimentos tácito, explícito e cultural no planejamento da demanda”, **Revista de Gestão da Tecnologia e Sistemas de Informação**, v. 7, n.2, pp. 205-226, 2010.
- [28] AMARASINGHE A., WICHMANN O., MARGOLIS H. S., MAHONEY R. T. “Forecasting dengue vaccine demand in disease endemic and non-endemic countries”, **Human Vaccines**, v. 6, n. 9, pp. 745-753, 2010.
- [29] ZUBER P. L. F., DUMOLARD L., SHIREY M., RIZZO I., MARSHALL J. Forecasting demand for Hib-containing vaccine in the world’s poorest countries: A 4-year prospective experience”, **Vaccine**, v. 27, pp. 410-415, 2009.
- [30] NUNES J. K., CÁRDENAS V., LOUCQ C., MAIRE N., SMITH T., SHAFFER C., MÅSEIDE K., BROOKS A., “Modeling the public health impact of malaria vaccines for developers and policymakers”, **BMC Infectious Diseases**, v. 13, n. 295, pp. 1471-2334, 2013.
- [31] ATHERLY D., DREIBELBIS R., PARASHAR U. D., LEVIN C., WECKER J., RHEINGANS R. D., “Rotavirus Vaccination: Cost-Effectiveness and Impact on Child Mortality in Developing Countries”. **The Journal of Infectious Diseases**, v.1, n. 220, pp. 28-38, 2009.
- [32] MURAKAMIH., CUONG N. V., HUYNH L., HIPGRAVE D.B. “Implementation of and costs associated with providing a birth-dose of hepatitis B vaccine in Viet Nam”. **Vaccine**, n.26, pp. 1411-1419, 2008.
- [33] MILLER M. A., FLANDERS W. D., “A model to estimate the probability of hepatitis B- and *Haemophilus influenzae* type b-vaccine uptake into national vaccination programs”. **Vaccine**, n.18, pp. 2223-2230, 2000.
- [34] GIRARD D. Z., “Intervention times series analysis of pertussis vaccination in England and Wales”. **Health Policy**, v.54, pp. 13-25, 2000.
- [35] GIRARD D. Z., “The cost of epidemiological transition: A study of a decrease in pertussis vaccination coverage”. **Health Policy**, v.74, pp. 287-303, 2005.
- [36] LI X., KANG D., ZHANG Y., WEI G., LIU W., FANG L., YANG H., CAO W., “Epidemic trend of measles in Shandong Province, China, 1963- 2005”. **Public Health**, n. 126, pp. 1017-1023, 2012.
- [37] STERGIOU K. I., “Short term fisheries forecasting: comparison of smoothing, ARIMA and regression techniques”. **Journal Apply Ichthyol**, v. 7, pp. 193-204, 1991.

- [38] ZHANG X., ZHANG T., YOUNG A. A., LI X., “Applications and Comparisons of Four Time Series Models in Epidemiological Surveillance Data”. **Journal Pone**, v. 9, n. 2, pp. 1-16, 2014.
- [39] ORACLE. **Crystal Ball: Statistical Guide**, 2013. Disponível em: <<http://docs.oracle.com/cd/E12825>>. Acesso em 11 jan 2014, 16:08.
- [40] LUZ P. M., MENDES B. V. M., CODEÇO C. T., STRUCHINER C. J., GALVANI A.P., “Time Series Analysis of Dengue Incidence in Rio de Janeiro, Brazil”. **The American Journal of Tropical Medicine and Hygiene**, v. 6, n.79, pp. 933-939, 2008.

APÊNDICES

APÊNDICE A - Artigo apresentado

Congresso Latinoamericano de Infectologia Pediátrica 2013

PERDAS DE VACINA MONODOSE VERSUS MULTIDOSE EM UMA CIDADE BRASILEIRA

Mario Lucio de Oliveira Novaes, Renan Moritz Varnier Rodrigues de Almeida, Bárbara Ferraz Dias, Graciela Paula do Nascimento Duque

Resumo:

Introdução: Perdas vacinais ocorrem em todo planejamento de saúde, em diferentes países. A Organização Mundial de Saúde (OMS) indica que perdas para vacinas monodoses são menores que aquelas para vacinas multidoses. Menores perdas reduzem os gastos do setor público, possivelmente com maior cobertura vacinal da população. Nesta pesquisa se comparam as perdas de uma vacina monodose com as de uma vacina multidose; citam-se os aspectos quantitativos e monetários dessas perdas. **Material e método:** Perdas da vacina contra Rotavírus (RV1) (dose unitária/frasco, uso oral), foram comparadas àquelas da vacina contra Sarampo, Caxumba e Rubéola (SRC) (10 doses/frasco, injetável). A amostra consistiu das doses de RV1 e SRC aplicadas em 46 salas de vacinação, coordenadas pelo Departamento de Vigilância Epidemiológica e Ambiental de Juiz de Fora, MG (DVEA-JF), período de Jan-2011 a Dez-2011. Para a quantificar as perdas adotaram-se valores de aquisição por dose, Ago-2102, segundo a Gerencia Regional de Saúde de Juiz e Fora (GRS-JF): para RV1, R\$ 20,68/dose e SRC, R\$ 3,91/dose. **Resultados:** No período considerado vacinaram-se 10839 crianças com RV1 e 37438 crianças com SRC; perderam-se 2088 doses de RV1 (perda média de 174 doses/mês) e 37814 doses de SRC (perda média de 3151 doses/mês). As perdas monetárias anuais alcançaram R\$ 43.179,84 para RV1 e R\$ 147.852,70 para SRC, num total de R\$ 191.032,60 (perda média mensal de R\$ 15.919,38 para ambas as vacinas). **Discussão e Conclusões:** Perdas vacinais são relevantes para as políticas de vacinação; seu dimensionamento orienta gestores e profissionais de saúde quanto às medidas necessárias à sua minimização, além de alertar para o desperdício dos gastos públicos. As perdas para RV1, 16,63%, e para SRC, 46,90% se mostraram altas, maiores que os valores propostos pela OMS (10% e 25%, respectivamente). O número de doses perdidas de SRC supera o número de doses aplicadas, no período considerado. As perdas da vacina injetável comparadas à da vacinas oral foram maiores, assim como para a vacina multidose em relação às vacina monodose. Os valores monetários das perdas das duas vacinas, no período considerado, correspondem ao custo mensal de três equipes compostas por um enfermeiro e dois técnicos de enfermagem em três novas salas de vacina, ou à aquisição de duas ambulâncias/ano para a cidade. Perdas vacinais devem ser avaliadas e corrigidas, mormente em países onde os recursos destinados à saúde são escassos; essa pesquisa aponta a necessidade de estratégias para a correção das mesmas.

Palavras-chave: Perdas vacinais; Vacina contra Rotavírus; Vacina contra sarampo/caxumba/rubéola.

APÊNDICE B - Artigo apresentado
Congresso Brasileiro de Engenharia Biomédica 2014

COMPARAÇÃO DE MODELOS DE PREVISÃO APLICADOS A UMA SÉRIE DE DEMANDA DA VACINA CONTRA HEPATITE B

G. P. N. Duque*, M. L. O. Novaes*, R. M. V. R. Almeida*

*Programa de Engenharia Biomédica/ Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, Brasil

graciela.duque@yahoo.com.br

Resumo: A vacina contra Hepatite B confere imunidade aos grupos de riscos expostos à doença, sendo amplamente utilizada no país. O objetivo desta pesquisa foi comparar dois modelos de séries temporais (Autorregressivo Integrado de Médias Móveis, ARIMA e Suavização exponencial, SE) em horizontes de previsão distintos (um, três e 12 meses) em uma série de doses aplicadas dessa vacina (155 observações). Para o estudo, foram construídas dez subséries de 60 observações cada, as quais foram analisadas relativamente a seus erros médios (MAPE) e coeficientes de determinação (R^2). Os resultados indicaram pouca variação nos valores médios do MAPE e R^2 em relação aos horizontes de previsão utilizados, com um comportamento melhor do modelo ARIMA em relação ao SE. Conclui-se que o modelo ARIMA pode ser empregado na previsão de séries temporais de dados de vacinação da Hepatite B nos horizontes pesquisados.

Palavras-chave: Vacina, hepatite B, ARIMA, Suavização Exponencial.

Abstract: The Hepatitis B vaccine intends to provide immunity to risk groups exposed to the disease, and is widely used in Brazil. The purpose of this study was to compare two models of time series analysis (Auto-Regressive Integrated Moving Averages, ARIMA and Exponential Smoothing, ES) in different forecast horizons (one, three and twelve months) in a series of doses of the vaccine (155 observations). For the study, ten sub-series were built, each with 60 observations. These sub-series were analyzed relatively to their mean average errors (MAPE) and their coefficient of determination (R^2). Results indicated little variation on the MAPE and R^2 average values according to the forecast horizons, with an overall better behavior of ARIMA relatively to ES. In conclusion, ARIMA can be used for predicting Hepatitis B vaccine series in the analyzed forecast horizons.

Keywords: Vaccines, Hepatitis B, ARIMA, Exponential smoothing

Introdução

Séries temporais permitem a aplicação e análise de modelos a muitos tipos de variáveis na área de saúde [1, 2]. Um exemplo é a análise de dados vacinais, que são disponibilizados no Brasil através do Ministério da Saúde e do Programa Nacional de Imunizações (PNI),

pela Internet e pelas Secretarias de Saúde municipais [3], e cuja modelagem é extremamente importante para a definição de estratégias vacinais adequadas e para a avaliação do impacto de campanhas de vacinação. Esses modelos podem também auxiliar na estimativa do número de vacinas a serem utilizadas, reduzindo o desperdício desses imunobiológicos [1].

No entanto, apesar de existirem na literatura métodos de previsão em séries temporais consagrados, suas aplicações ainda suscitam discussões. Por exemplo, existem dúvidas sobre qual o horizonte de previsão mais adequado para um determinado modelo; qual o método, entre os disponíveis, capaz de fornecer resultados com menor erro para certo horizonte; que magnitude de erros pode-se considerar em uma aplicação e qual o número de observações mínimo a ser utilizado em um dado método [1, 2].

É de supor-se que intervalos de previsão menores (por exemplo, um mês) forneçam resultados mais confiáveis [1]. No entanto, o desenvolvimento de parâmetros melhor definidos é fundamental para que estudos epidemiológicos possam ser realizados com maior confiabilidade e robustez [4]. Nesse contexto, a presente pesquisa objetivou comparar dois modelos de séries temporais (Autorregressivo Integrado de Médias Móveis (ARIMA) e Suavização exponencial (SE)) relativamente a seus erros em horizontes de previsão distintos (um, três e 12 meses). Uma série temporal de doses aplicadas da vacina contra Hepatite B foi utilizada para a análise.

Materiais e métodos

Coleta de dados - Para a realização deste estudo foram utilizadas observações mensais de doses aplicadas da vacina contra Hepatite B (HepB) em Juiz de Fora - MG, entre os anos 1999 e 2011, totalizando 155 observações. Valores referentes à cobertura dessa vacina (quantidade de doses aplicadas sobre a população-alvo) foram também obtidos, para fins descritivos.

Nesse município, a HepB é aplicada como parte do Programa Nacional de Imunizações (PNI) em 46 salas de vacinação, sendo seus dados disponibilizados pela Secretaria Municipal de Saúde de Juiz de Fora em registros mensais contendo os números de doses recebidas, utilizadas, perdidas, remanejadas e existentes no estoque (saldo).

Modelos ARIMA e de Suavização Exponencial - Para a verificação da melhor estratégia de previsão, utilizaram-se horizontes de previsão (intervalo entre a última observação real e a observação que será estimada [5]) de um, três e 12 meses. Dois métodos foram aplicados: o modelo ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*) clássico e o modelo de Suavização Exponencial (SE).

O ARIMA, modelo paramétrico do domínio do tempo, consiste na combinação de três “filtros”: o autorregressivo (AR), o “filtro” de integração (I), e o de médias móveis (MA) [6]. O modelo de médias móveis baseia-se na média de observações passadas, dada pela equação [6]:

$$Y_t = \mu + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \theta_2 \varepsilon_{t-2} - \dots - \theta_q \varepsilon_{t-q} \quad (1)$$

Onde “ μ ” representa a média, “ ε ” são os erros aleatórios não explicados pelo modelo e “ θ ” corresponde ao parâmetro do modelo MA de ordem q . O valor de q significa o número de termos que atuam no período de cálculo da média móvel [7].

Já o modelo Autorregressivo (AR), descrito pela equação (2), especifica que a variável de saída depende linearmente de seus valores anteriores [8].

$$Z_t = \varphi_1 Z_{t-1} + \varphi_2 Z_{t-2} + \dots + \varphi_p Z_{t-p} + a_t \quad (2)$$

Onde Z_t corresponde à observação da série temporal no tempo t , φ representa o parâmetro do modelo AR de ordem p , e a_t representa o erro de eventos aleatórios que não podem ser explicados pelo modelo [9]. O valor de φ é determinado por meio da resolução da equação característica (3).

$$1 - \varphi_1 x - \varphi_2 x^2 - \dots - \varphi_p x^p = 0 \quad (3)$$

Quando uma série é formada pelas partes autorregressivas (AR) e médias móveis (MA), tem-se o modelo mais geral de séries temporais, o ARMA [10]. Z_t será um modelo “autorregressivo de médias móveis” de ordem “ p ” e “ q ” e parâmetros φ e θ , obtendo-se a equação (4).

$$Z_t = \varphi_1 Z_{t-1} + \varphi_2 Z_{t-2} + \dots + \varphi_p Z_{t-p} + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \dots - \theta_q a_{t-q} \quad (4)$$

Adicionalmente, uma série temporal que necessita ser diferenciada para tornar-se estacionária é chamada de versão integrada desta série [11]. Assim, uma série que passou pelo processo de diferenciação para tornar-se estacionária ($W_t = \Delta dZ_t$) é representada por um modelo ARMA, chamado de ARIMA (termo “I” referente à integração) e definido pela equação (5).

$$\varphi(X)W_t = \theta(X)a_t \quad (5)$$

A equação (5) é um modelo ARIMA de ordem “ p ”, “ d ” e “ q ”, que relaciona a ordem “ p ” ao modelo autorregressivo, a ordem “ d ” à diferenciação da série e a ordem “ q ” ao modelo médias móveis.

Já modelos de suavização exponencial são frequentemente utilizados na previsão de dados na área de economia. Basicamente, sua ideia é prever os valores em uma série pela atribuição de pesos aos seus valores passados, sendo que os valores mais recentes recebem pesos maiores que os mais distantes [11]. Assim, pode ser considerado como um modelo média móvel, no qual são dados pesos maiores às observações mais recentes [12]. Este esquema é exemplificado pela equação (6), na qual são realizadas previsões a partir de “demandas reais” e “demandas prévias”.

$$NP = \alpha(\text{demanda real}) + (1-\alpha)(\text{demanda prévia}) \quad (6)$$

Em (6), NP é a nova previsão e α é o fator de ponderação, com valores $0 < \alpha < 1$. Logo, quanto maior o valor de α , mais elevado é o peso colocado nos níveis mais recentes de demanda. Esse tipo de modelo responde mais rapidamente às mudanças na série temporal [12].

Avaliação dos modelos - Duas estatísticas foram utilizadas para a avaliação dos modelos: O MAPE e o valor de R^2 . O MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*) é definido como a média da porcentagem do erro entre a série real e a série prevista [13], sendo representado pela equação (7).

$$M = [\sum |Z_t - F_t| / Z_t] / n \quad (7)$$

Onde Z_t são os valores observados em uma série em função do tempo t , e F_t são os valores previstos pelo modelo de séries temporais utilizado, também como função do tempo.

A estatística R^2 é muito utilizada para a avaliação do ajuste de modelos lineares, sendo também chamada de “coeficiente de determinação” ou “percentual da variância explicada”. Essa estatística é definida como “o percentual da variação de x que ocorre concomitantemente à variação de y ”, estando o valor de R^2 situado entre zero e um, sendo que, quanto mais próximo o valor de um, melhor o modelo [14].

Para a comparação das previsões foram extraídas da série original dez subséries, com 60 observações cada. Para isso, dez números inteiros no intervalo 1-155 (equivalentes aos pontos de observação da série original) foram sorteados e colocados em ordem crescente; e a partir desses pontos, foram separados os grupos de 60 observações. Esse número foi escolhido com o auxílio de indicações da literatura [15], sendo também definido um *hold out* (5% da série, ou seja, as três últimas observações) para a estimativa *out-of-sample* das estatísticas de comparação para cada subsérie. Foram excluídos os números correspondentes às observações de 96 a 155, por não permitirem amostras do tamanho desejado.

A partir das subséries definidas acima, os modelos ARIMA e SE foram utilizados para a investigação de três horizontes de previsão: um, três e 12 meses (ou seja, intervalos entre a última observação real e a observação estimada de um, três e 12 meses). Os

resultados são apresentados para cada série e também na forma de média das modelagens realizadas, e o programa utilizado foi o *Forecast Pro for Windows Version 3.50 Extended Edition*, um *software* de previsão para séries temporais [11].

Resultados

A Tabela 1 apresenta os valores de doses aplicadas e a cobertura de HepB no município estudado em cada ano analisado. A Tabela 2 apresenta os valores do MAPE e do R^2 para cada *hold-out* das dez subséries.

Em termos gerais, observaram-se resultados melhores para o modelo ARIMA em relação ao R^2 e MAPE nos horizontes de previsão de um e três meses (valores médios de 0,21 e 0,5 respectivamente), relativamente aos valores SE (valores médios aproximados de 0,24 e 0,32 respectivamente). Notou-se também pouca variação nos valores do R^2 e MAPE ao longo dos horizontes.

Tabela 1: Doses aplicadas e cobertura percentual da vacina HepB, por ano, município de Juiz de Fora- MG.

Ano	Doses Aplicadas	Cobertura (%)
1999	45.279	-
2000	36.389	-
2001	74.119	-
2002	88.594	-
2003	71.919	-
2004	43.224	89,64
2005	39.645	96,06
2006	43.876	94,20
2007	40.296	88,94
2008	39.560	89,97
2009	36.912	90,53
2010	42.587	82,95
2011	21.623	87,72

Discussão

A HepB é aplicada em um esquema de três doses em toda a população, priorizando-se o grupo de risco de hemofílicos, usuários de hemodiálise/transfusões de sangue, profissionais de saúde, prostitutas, reclusos e homossexuais masculinos [16]. Observa-se na Tabela 1 que esta vacina tem uma grande cobertura na população priorizada, com uma alta taxa de doses aplicadas, o que fornece uma série temporal robusta. No presente estudo, a série temporal de HepB foi utilizada para verificar a capacidade preditora dos modelos ARIMA e SE em subséries construídas a partir dessa série original.

Tabela 2: Média e desvio-padrão para MAPE e R^2 (*hold-outs*) em modelos ARIMA e SE, horizontes de previsão de um, três e 12 meses, subséries construídas a partir de uma série de HepB, Juiz de Fora- MG.

Modelo	Observações	Horizonte de Previsão			
		1 mês	3 meses	12 meses	
		MAPE/ R^2	MAPE/ R^2	MAPE/ R^2	
ARIMA	Fev/99- Jan/04	0,27/0,51	0,26/0,53	0,26/0,55	
	Nov/99-Out/04	0,26/0,50	0,27/0,49	0,27/0,51	
	Jan/00- Dez/04	0,25/0,51	0,25/0,51	0,28/0,53	
	Set/00-Ago/05	0,22/0,46	0,23/0,45	0,26/0,47	
	Jul/01-Jun/06	0,20/0,66	0,20/0,67	0,21/0,59	
	Out/01-Set/06	0,14/0,77	0,20/0,65	0,20/0,62	
	Fev/02-Jan/07	0,21/0,57	0,20/0,59	0,01/0,87	
	Jun/03-Mai/08	0,17/0,19	0,17/0,19	0,16/0,25	
	Dez/03-Nov/08	0,14/0,12	0,14/0,12	0,16/0,02	
	Jan/07-Dez/11	0,23/0,27	0,24/0,22	0,18/0,02	
	Média		0,21/0,48	0,21/0,49	0,19/0,52
	Desvio Padrão		0,04/0,02	0,04/0,19	0,05/0,26
SE	Fev/99-Jan/04	0,27/0,31	0,26/0,31	0,24/0,39	
	Nov/99-Out/04	0,26/0,31	0,27/0,30	0,27/0,28	
	Jan/00-Dez/04	0,25/0,32	0,26/0,32	0,28/0,28	
	Set/00-Ago/05	0,42/0,40	0,25/0,31	0,27/0,26	
	Jul/01-Jun/06	0,25/0,68	0,24/0,70	0,25/0,66	
	Out/01-Set/06	0,19/0,66	0,17/0,69	0,18/0,67	
	Fev/02-Jan/07	0,19/0,62	0,19/0,61	0,17/0,68	
	Jun/03-Mai/08	0,17/0,37	0,16/0,37	0,16/0,37	
	Dez/03-Nov/08	0,16/0,13	0,15/0,17	0,15/0,22	
	Jan/07-Dez/11	0,25/0,22	0,25/0,18	0,17/0,08	
	Média		0,25/0,34	0,24/0,31	0,21/0,32
	Desvio Padrão		0,07/0,18	0,04/0,19	0,05/0,21

Em termos de comparação inter-modelos, pôde-se constatar que o modelo ARIMA apresentou um melhor comportamento em relação ao SE nas estatísticas e horizontes de previsão investigados. Assim, em relação aos horizontes “curtos” (um e três meses), observaram-se resultados melhores para o modelo ARIMA, tanto para o valor de R^2 quanto para o MAPE, e, no horizonte mais distante (12 meses), essa superioridade ainda pôde ser observada relativamente ao R^2 . Por exemplo, os valores do coeficiente de determinação para o modelo ARIMA foram tipicamente $R^2=0,5$, contra valores na faixa 0,21-0,25 para o SE. Já no que diz respeito aos horizontes de previsão, não foi observada grande variabilidade entre os horizontes pesquisados, com valores ARIMA para MAPE e R^2 tipicamente próximos a 0,2/0,5.

Na literatura internacional, outro estudo avaliou horizontes de previsão, modelando o número de casos de dengue na cidade do Rio de Janeiro, RJ entre os anos de 1997 e 2004. Esse estudo verificou, por meio de função de autocorrelação da série (ACF), que a melhor previsão ocorreu no horizonte de um mês (relativamente a um horizonte de 12 meses) [2]. No entanto, como mencionado, no presente trabalho não foram identificadas diferenças relevantes entre os horizontes de previsão, talvez devido ao menor erro (sub-registro) presente na série analisada aqui. Essa pouca variabilidade longitudinal é conceitualmente importante em termos de modelagem de séries epidemiológicas, dado que, caso a validade de uma previsão só pudesse

ser considerada como confiável para um intervalo pequeno, ações de planejamento/intervenção com base nesses modelos seriam de pouca utilidade prática [1].

Ainda outro trabalho, com dados populacionais dos Estados Unidos entre 1900 e 1980, observou que os erros de previsão aumentam com o aumento do horizonte de previsão a partir da aplicação de modelos de extrapolação (linear e exponencial) [6]. Porém, como mencionado neste estudo, não foi identificado aumento dos erros de previsão em decorrência do aumento dos horizontes de previsão (por exemplo, no modelo SE, observou-se MAPE médio de 0,25 para um mês e de 0,21 para 12 meses).

Conclusão

Os resultados do presente estudo sugerem que o modelo ARIMA apresentou um melhor ajuste para a previsão de séries temporais com dados de vacinação em Hepatite B, quando comparado com o modelo de SE, e também que não é necessária a utilização de um horizonte de previsão curto (um mês), como, por vezes, sugerido na literatura. Estudos de maior escopo devem ser realizados para a definição de outros parâmetros, como o comportamento de modelos não-lineares, horizontes de previsão maiores e uma análise mais cuidadosa das características inter-modelos.

Agradecimentos

Os autores agradecem ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq) e à CAPES pelo auxílio financeiro ao presente trabalho. Agradecemos também ao Departamento de Vigilância Epidemiológica da Secretaria Municipal de Saúde de Juiz de Fora - MG pela disponibilização dos dados referentes às doses aplicadas de Hepatite B.

Referências

- [1] Novaes MLO, Almeida RMVR, Bastos RR, Figueiredo BB, Centellas CDR, Rangel JMC, Silva MHS, Flores PA. Caracterização das perdas da vacina contra Rotavírus e de seus custos associados. In: XXIII Congresso Brasileiro em Engenharia Biomédica- XXIII CBEB; 2012. Out 02-05; Recife, Brasil. 2012.
- [2] Luz PM, Mendes BVM, Codeço CT, Struchiner CJ, Galvani AP. Time series analysis of dengue incidence in Rio de Janeiro, Brazil. *The American Society of Tropical Medicine and Hygiene*. 2008; 79(6):933-939. pni.datasus.gov.br/index.asp
- [3] Ministério da Saúde. Sistema de informações do PNI. DATASUS [internet]. 2014 Set; Disponível: <http://goo.gl/xf2Kxo>
- [4] Steelwagen EA, Goodrich RL. Forecast pro-
statistical reference manual. 5ª ed. Business Forecast Systems; Belmont; 2008.
- [5] Chatfield C. Time series forecasting. Chapman and Hall; London; 2000.
- [6] Smith SK, Sincich T. An empirical analysis of the effect of length of forecast horizon on population forecast errors. *Demography*. 1991; 28 (2):261-74.
- [7] Mattos RS. Modelos ARIMA- Metodologia de Box & Jenkins. Faculdade de Economia/ Universidade Federal de Juiz de Fora; Juiz de Fora; 2012.
- [8] Fava VL. Análise de séries de tempo. Em: Atlas, editor. Manual de Econometria. São Paulo: MAS Vasconcelos e D Alves; 2000.
- [9] Mueller A. Uma aplicação de redes neurais artificiais na previsão do mercado acionário [dissertação]. Florianópolis: Universidade Federal de Santa Catarina; 1996.
- [10] Bezerra MIS. Análise de séries temporais. Universidade Estadual Paulista; São Paulo; 2006.
- [11] Nau RF. Introduction to ARIMA. Decision 411-
Statistical Forecasting [internet]. 2013 Nov [citado novembro 2013]; Disponível: tinyurl.com/1s523j4
- [12] Ballou RH. Gerenciamento da cadeia de suprimentos. 4ª ed. Bookman; Porto Alegre; 2001.
- [13] Steelwagen EA, Goodrich RL. Forecast pro-
statistical reference manual. 7ª ed. Business Forecast Systems; Belmont; 2011.
- [14] Moore DS, Notz W, Fligner M. The basic practice of statistics, 12ª ed. Macmillan, New York, 2012.
- [15] Oracle. Crystal ball. Statistical Guide [internet]. 2013 Ago [citado agosto 2013]; Disponível: docs.oracle.com/cd/E12825
- [16] Ministério da Saúde: Fundação Nacional da Saúde. Manual de normas de vacinação. 3ª ed. Brasília; 2001.

ANEXOS

ANEXO I

Modelos de planilhas observados

Planilha

ok

Movimento Mensal de Vacinas - Juiz de Fora - Mês: 26/08 à 25/09/12

Departamento de Vigilância Epidemiológica - Imunização

UAPS: Humaitá

Enfermeiro Responsável: Ivare Maria da Assis
ENFERMEIRA
CON. 146.33.160

Vacinas	Estoque Anterior	Doses Receb.	Doses Aplic.	Doses Perdidas		Estoque UBS	Data de Validade	Solicitação
				Técnica	Outros			
1 Anti-Pólio (VOP)	OK 25	25	25	-	-	25	8/13, 3/14	0
2 Anti-Pólio Inat (VIP)	OK 50	0	0	-	-	50	2/14	0
3 Anti-Hepatite B(0,5)	OK 10	30	10	-	-	40	10/12, 11/12	30
4 Anti-rábica celular								
5 Anti-rábica animal								
6 Anti-Amarílica	OK 0	50	1	4	-	45	11/12	0
7 BCG ID	OK 20	0	0	-	-	20	10/12	20
8 DPT	OK 10	10	0	-	-	20	9/12, 10/12	30
9 Dupla Adulto	OK 0	40	2	0	-	30	12/12	0
10 Pentavalente	OK 10	0	0	-	-	10	4/13, 11/13	0
11 Tetravalente	OK 85	0	0	-	-	85	2/13, 4/13	0
12 Triviral	OK 80	0	3	17	-	60	9/13	0
13 V.O.R.H	OK 10	0	0	-	-	10	1/13	0
14 Anti-Meningo C	OK 4	10	3	-	-	11	11/13, 3/14	0
15 Pneumo 10	OK 16	0	0	-	-	16	6/13, 8/13	0
Vacinas Especiais								
16 Anti Haemophilus								
17 Anti-Gripal								
18 Anti-Varicela								
19 Anti-Hepatite A								
20 DPT Acelular								
21 Dupla Viral								
22 Pneumo 7V								
23 Pneumo 23								
Outros								
24 PPD	OK 0	15	0	-	-	15	6/14	
25 R. Monte Negro								
26 Febre Tifóide								
27								
28								

Movimento Mensal II

Movimento Mensal de Vacinas - Juiz de Fora Mês: Maio/Junho - 2012

Departamento de vigilância epidemiológica - Imunização

OK

UAPS: Nova era

✓

Enfermeiro Responsável:

* vence este mês.

Vacinas	Estoque Anterior	Doses Recebidas	Doses Aplicadas	Doses Perdidas		estoque UBS	Data de Validade	solicitação
				técnica	outros			
Pólio	200	550	32	-	-	325	06/13	100 ^v
tetra	40	75 = 115	19	-	11 ✓	85 ✓	04/13	∅
Hepatite B	14 ✓	60 ✓	73 ✓	-	1 ✓	∅	-	200
Rotavírus	26 ✓	25 ✓	20 ✓	-	-	31 ✓	30/12	∅
MHC	53 ✓	∅	20 ✓	-	-	33 ✓	08/13	10 ^v
Pneumo 10	40 ✓	∅	32 ✓	-	-	8 ✓	08/13	35 ^v
DPT	56 ✓	∅	34 ✓	-	12 ✓	30 ✓	30/12	60 ^v
fv	40 ✓	100 ✓	37 ✓	-	103 ✓	∅	03/14	100 ^v
dt	142 ✓	∅	56 ✓	-	16 ✓	70 ✓	06/12 *	80 ^v
FA	70 ✓	100 ✓ = 120	48 ✓	- 40	42 ✓	40 doses 30 diluentes	08/12	100 ✓ + 2 diluentes
PPD	01 fr. aberto	∅	∅	-	-	∅	-	20
BCG	30 ✓	∅	∅	-	-	30 ✓	09/12	∅
Anti-gripal	310 + 01 aberta	-	-	-	-	170	03/13	30