CENTRO UNIVERSITARIO DA FEI

DOMENICO CARUSO

DESENVOLVIMENTO DE METODOLOGIA PARA PREVISÃO DE OCUPAÇÃO HOSPITALAR A PARTIR DE MÉTODOS ECONOMÉTRICOS

São Bernardo do Campo
2013

DOMENICO CARUSO

DESENVOLVIMENTO DE METODOLOGIA PARA PREVISÃO DE OCUPAÇÃO HOSPITALAR A PARTIR DE MÉTODOS ECONOMÉTRICOS

Dissertação de Mestrado apresentada ao Centro Universitário da FEI para obtenção do título de Mestre em Engenharia de Produção, orientado pelo Prof. Dr. João Chang Jr.

São Bernardo do Campo
2013

Caruso, Domenico.
Desenvolvimento de metodologia para previsão de ocupação hospitalar a partir de métodos econométrico / Domenico Caruso. São Bernardo do Campo, 2013.
54 f. : il.

Dissertação - Centro Universitário da FEI.
Orientador: Prof. Dr. João Chang Jr.

1. Métodos Econométricos. 2. Hospitais – Previsão de Ocupação. I. Chang Jr., João, orient. II. Título.

Centro Universitário da **FEI**

APRESENTAÇÃO DE DISSERTAÇÃO
ATA DA BANCA JULGADORA

PGM-10

Programa de Mestrado de Engenharia Mecânica

Aluno: Domenico Caruso **Matrícula:** 211112-8

Título do Trabalho: Desenvolvimento de metodologia para previsão de ocupação hospitalar a partir de métodos econométricos.

Área de Concentração: Produção

ORIGINAL ASSINADA

Orientador: Prof. Dr. João Chang Junior

Data da realização da defesa: 25/04/2013

A Banca Julgadora abaixo-assinada atribuiu ao aluno o seguinte:

APROVADO ☒ REPROVADO ☐

São Bernardo do Campo, 25 de Abril de 2013.

MEMBROS DA BANCA JULGADORA

Prof. Dr. João Chang Junior

Ass.: _____

Prof. Dr. Luiz Paulo Lopes Fávero

Ass.: _____

Prof. Dr. Alfredo Manoel da Silva Fernandes

Ass.: _____

VERSÃO FINAL DA DISSERTAÇÃO

ENDOSSO DO ORIENTADOR APÓS A INCLUSÃO DAS RECOMENDAÇÕES DA BANCA EXAMINADORA

_____

Aprovação do Coordenador do Programa de Pós-graduação

_____

Prof. Dr. Agenor de Toledo Fleury

A minha esposa que participou em todos os momentos deste trabalho e me apoiou com todo seu amor e carinho. Aos meus pais pela eterna dedicação em todos os dias de minha vida.

RESUMO

A demanda pelos serviços de saúde no Brasil tem aumentado significativamente nos últimos anos. De 2007 a 2011 houve um aumento de 87.2% no número de pacientes-dia nos hospitais brasileiros. O objetivo deste trabalho é o de desenvolver uma metodologia para previsão de ocupação hospitalar a partir de informações de ocupação diária e de internações pelo serviço de emergência. De posse destas informações pode-se buscar a melhoria do fluxo de pacientes em um hospital e consequentemente o aprimoramento de seu atendimento. Avaliou-se a qualidade das previsões por métodos econométricos a partir de séries históricas do banco de dados de dois grandes hospitais brasileiros.

Palavras-chave: Previsão de ocupação. Métodos econométricos

ABSTRACT

The demand for health services in Brazil has increased significantly in recent years. From 2007 to 2011 there was an increase of 87.2% in the number of hospitalized patients in Brazilian hospitals. The objective of this work is to develop a methodology for predicting hospital occupancy, from information daily occupation and hospitalizations for emergency service. With such information may be sought to improve the flow of patients in a hospital and consequently the improvement of their care. We evaluated the quality of forecasts by econometric methods from time series database of two major Brazilian hospitals.

Key words: Occupancy forecast. Econometric methods

LISTA DE TABELAS

TABELA 1 – Taxa de crescimento da população em porcentagem de incremento médio anual segundo região e Unidade Federativa.....10

TABELA 2 – Quantidade de leitos públicos por 1000 habitantes – Variação entre 2002 e 2009.....11

TABELA 3 – Quantidade de leitos privados por 1000 habitantes – Variação entre 2002 e 2009.....12

TABELA 4 – Beneficiários de planos privados de saúde por cobertura assistencial do plano (Brasil – 2000 - 2011).....13

TABELA 5 – Dados e indicadores de desempenho e qualidade assistencial (Hospitais ANAHP 2007 – 2011).....14

TABELA 6 – Histórico de desenvolvimento de metodologias para previsão de ocupação hospitalar.....23

LISTA DE FIGURAS

FIGURA 1 – Fluxo de entradas e saídas hospitalares.....33

FIGURA 2 – Fluxograma modelo Box-Jenkins.....39

FIGURA 3 – Representação Gráfica da série histórica “Ocupação” do Hospital Um.....41

FIGURA 4 – Aplicação do teste de Dickey Fuller a série histórica “Ocupação” do Hospital Um.....42

FIGURA 5 – Aplicação do método ARMA a série “Ocupação” do Hospital Um.....42

FIGURA 6 - Representação Gráfica da série histórica “Ocupação” do Hospital Dois.....43

FIGURA 7 – Aplicação do teste Dickey Fuller a série histórica “Ocupação” do Hospital Dois.....44

FIGURA 8 – Aplicação do método ARMA a série “Ocupação do Hospital Dois.....44

FIGURA 9 – Representação gráfica da série histórica “Internações via Emergência” do Hospital Um.....46

FIGURA 10 – Aplicação do teste Dickey Fuller a série histórica “Internações via Emergência” do Hospital Um.....46

FIGURA 11 – Aplicação do método ARMA a série “Internações via emergência” do Hospital Um.....47

FIGURA 12 – Representação gráfica da série histórica “Internações via Emergência” do Hospital Um.....48

FIGURA 13 – Aplicação do teste Dickey Fuller a série histórica “Internações via Emergência” do Hospital Um.....48

FIGURA 14 – Aplicação do método ARMA a série “Internações via emergência” do Hospital Dois.....49

SUMÁRIO

1.INTRODUÇÃO.....9

1.1. A situação brasileira.....9

2. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA.....15

2.1. O censo hospitalar.....15

2.2. Quarenta anos de história em estudos sobre previsão de ocupação hospitalar.....16

3. CARACTERIZAÇÃO DOS HOSPITAIS ESTUDADOS.....22

3.1. O Hospital Um.....22

3.2. O Hospital Dois.....22

4. METODOLOGIA.....23

4.1. Previsão de demanda em hospitais.....24

4.2. Econometria de séries temporais.....35

4.2.1. Processo auto-regressivo.....35

4.2.2. Processo de média móvel (MA).....36

4.2.3. Processo auto-regressivo e de médias móveis (ARMA).....37

4.2.4. Processo auto-regressivo integrado e de médias móveis.....37

4.2.5. O método Box-Jenkins.....38

4.2.6. O método GARCH.....39

5. ANÁLISE DOS DADOS.....41

5.1. Análise das séries históricas de ocupação.....41

5.1.1. Hospital Um.....41

5.1.2. Hospital Dois.....43

5.2. Análise das séries históricas de internação geradas por atendimentos no serviço de emergência.....45

5.2.1. Hospital Um.....45

5.2.2. Hospital Dois.....48

6. DISCUSSÃO.....50

7. CONCLUSÃO.....51

REFERÊNCIAS.....52

1. INTRODUÇÃO

Uma das grandes dificuldades de se administrar um hospital encontra-se na imprevisibilidade existente no número de entradas de pacientes. Segundo Abraham et al. (2007), esta situação decorre da forma em que o movimento das entradas de pacientes no serviço de emergência e o fluxo de pacientes eletivos interagem. Os pacientes eletivos têm seu atendimento agendado com dias ou até semanas de antecedência, enquanto os pacientes de emergência chegam de forma não planejada, além do controle do hospital. A entrada de pacientes de emergência é impulsionada por fatores como ocorrência de doenças, hora do dia, e efeitos sócio-demográficos.

O que normalmente é feito pelos administradores hospitalares para limitar as altas ocupações hospitalares é o controle da quantidade de internações agendadas. Desta forma existirá uma retaguarda com uma quantidade segura de leitos de internação, que possa atender a demanda de casos de emergência. Esta ação, normalmente realizada a partir de conhecimentos intuitivos, pode gerar uma subutilização dos leitos de internação, gerando prejuízos para a instituição. Da mesma forma, se a retaguarda for subdimensionada, se instalará o caos no setor de emergência do hospital, situação bem comum nos hospitais brasileiros.

As grandes questões a serem respondidas neste trabalho são: O gerenciamento de leitos é uma necessidade no país? Existe uma maneira de prever a ocupação de um hospital? A entrada de pacientes que necessitam de internação via setor de emergência pode ser prevista?

Este trabalho começa com um estudo da situação atual da saúde no Brasil, levando-se em consideração a demanda pelos serviços hospitalares e o dimensionamento da capacidade de atendimento de nossa rede hospitalar.

1.1.A situação Brasileira

A demanda pelos serviços de saúde no Brasil tem aumentado significativamente nos últimos anos. Segundo dados do Ministério da Saúde, o número de internações hospitalares subiu em 37% (De 651.615 para 890.617) se compararmos os meses de janeiro de 2008 e janeiro de 2012.

A tabela 1 mostra a evolução da taxa de crescimento da população brasileira entre os anos de 1991 e 2000 e entre os anos de 2001 a 2010. Segundo dados do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística a taxa média de incremento da população Brasileira nos anos compreendidos entre 2001 e 2010 foi de 1,17%.

Tabela 1 – Taxa de crescimento da população em porcentagem de incremento médio anual, segundo região e Unidade Federativa

Região e UF	1991-2000	2001-2010
Região Norte	2,86	2,09
Rondônia	2,24	1,25
Acre	3,29	2,78
Amazonas	3,31	2,16
Roraima	4,58	3,34
Pará	2,54	2,04
Amapá	5,77	3,45
Tocantins	2,61	1,8
Região Nordeste	1,31	1,07
Maranhão	1,54	1,52
Piauí	1,09	0,93
Ceará	1,75	1,3
Rio Grande do Norte	1,58	1,33
Paraíba	0,82	0,9
Pernambuco	1,19	1,06
Alagoas	1,31	1,01
Sergipe	2,03	1,49
Bahia	1,09	0,7
Região Sudeste	1,62	1,05
Minas Gerais	1,44	0,91
Espírito Santo	1,98	1,27
Rio de Janeiro	1,32	1,06
São Paulo	1,8	1,09
Região Sul	1,43	0,87
Paraná	1,4	0,89
Santa Catarina	1,87	1,55
Rio Grande do Sul	1,23	0,49
Região Centro-Oeste	2,39	1,91
Mato Grosso do Sul	1,75	1,66
Mato Grosso	2,4	1,94
Goiás	2,49	1,84
Distrito Federal	2,82	2,28
Brasil	1,64	1,17

Fonte: IBGE - Pesquisa Assistência Médico-Sanitária

Nota: Dados trabalhados pelo autor

A tabela 2 mostra que entre 2002 e 2009, a quantidade de leitos públicos por mil habitantes diminuiu em torno de 4,8%. A variação negativa para a quantidade de leitos privados por 1000 habitantes apresentada na tabela 3 é ainda maior (21,5%). A redução da proporção de leitos por habitante no setor privado vem sendo sentida de forma dramática nos últimos anos. Diversos meios de comunicação noticiam todos os dias problemas com a superlotação de unidades de emergência (Pronto-socorros) e de leitos de internação, o que causa o descontentamento de usuários de planos de saúde e outros clientes destas instituições.

Tabela 2 – Quantidade de leitos públicos por 1000 habitantes – Variação entre 2002 e 2009

Unidade da Federação	2002	2009
Rondônia	1,51	1,51
Acre	1,95	1,43
Amazonas	1,15	1,33
Roraima	2,09	1,59
Pará	0,71	0,78
Amapá	1,28	1,36
Tocantins	0,76	1,65
Maranhão	1,23	1,31
Piauí	1,62	1,59
Ceará	0,90	0,86
Rio Grande do Norte	1,27	1,18
Paraíba	1,27	1,07
Pernambuco	1,26	1,14
Alagoas	0,87	0,68
Sergipe	0,48	0,44
Bahia	0,85	0,90
Minas Gerais	0,57	0,55
Espírito Santo	0,63	0,58
Rio de Janeiro	1,24	1,04
São Paulo	0,62	0,58
Paraná	0,56	0,61
Santa Catarina	0,69	0,57
Rio Grande do Sul	0,58	0,41
Mato Grosso do Sul	0,71	0,68
Mato Grosso	0,72	0,78
Goiás	0,93	0,87
Distrito Federal	1,41	1,39
Total	0,84	0,80

Fonte: IBGE - Pesquisa Assistência Médico-Sanitária

Nota: Dados trabalhados pelo autor

Tabela 3 – Quantidade de leitos privados por 1000 habitantes – Variação entre 2002 e 2009

Unidade da Federação	2002	2009
Rondônia	0,84	0,74
Acre	0,74	0,56
Amazonas	0,44	0,23
Roraima	0,16	0,13
Pará	1,38	1,06
Amapá	0,38	0,38
Tocantins	1,61	0,44
Maranhão	1,32	0,58
Piauí	1,10	0,86
Ceará	1,33	0,98
Rio Grande do Norte	1,35	1,00
Paraíba	2,00	1,09
Pernambuco	1,52	1,04
Alagoas	1,51	1,20
Sergipe	1,73	1,20
Bahia	1,41	1,08
Minas Gerais	2,12	1,64
Espírito Santo	1,76	1,62
Rio de Janeiro	2,15	1,62
São Paulo	1,95	1,73
Paraná	2,53	1,90
Santa Catarina	2,18	1,97
Rio Grande do Sul	2,61	2,44
Mato Grosso do Sul	2,52	1,74
Mato Grosso	2,27	1,22
Goiás	2,40	1,70
Distrito Federal	0,82	0,64
Total	1,86	1,46

Fonte: IBGE - Pesquisa Assistência Médico-Sanitária

Nota: Dados trabalhados pelo autor

Os dados do setor de saúde suplementar referentes ao primeiro trimestre de 2012 (CADERNO DE INFORMAÇÃO DA SAÚDE SUPLEMENTAR, 2012) indicam a existência, em março, de 47,8 milhões de beneficiários em planos de assistência médica. O crescimento no número de beneficiários de planos de saúde privados no país está apresentado na tabela 4. O aquecimento do mercado é confirmado ainda pelo número de registros de operadoras no período. Pela primeira vez em dez anos, o número de novos registros de operadoras (16 novas operadoras no trimestre) foi maior que o número de cancelamentos (seis operadoras canceladas).

Tabela 4 – Beneficiários de planos privados de saúde por cobertura assistencial do plano (Brasil – 2000-2011)

Data	Assistência Médica com ou sem odontologia
dez/00	30.705.334
dez/01	31.132.361
dez/02	31.105.254
dez/03	31.771.197
dez/04	33.673.600
dez/05	35.010.992
dez/06	36.763.983
dez/07	38.498.426
dez/08	40.427.009
dez/09	41.923.639
dez/10	45.570.031
dez/11	47.492.330
mar/12	47.866.491

Fonte: SIB/ANS/MS – 06/2012

Segundo informações da Associação Nacional de Hospitais Privados (ANAHP) apresentadas na tabela 5, houve um aumento substancial da quantidade de pacientes-dia, de saídas hospitalares e de procedimentos cirúrgicos nos últimos anos. Este aumento na demanda por serviços de saúde no país gera a necessidade do incremento de leitos hospitalares, o que representa um grande investimento para os hospitais e, acima de tudo, a necessidade do aprimoramento da gestão de leitos e do fluxo de pacientes dentro das unidades hospitalares. Estas atividades de gestão são extremamente importantes para o aumento da eficiência dos hospitais e o consequentemente para a melhoria do atendimento dos pacientes.

Tabela 5 – Dados e indicadores de desempenho e qualidade assistencial (Hospitais ANAHP 2007 – 2011)

	2007	2008	2009	2010	2011
Número de pacientes dia	1.387.365	1.675.829	1.716.441	2.073.827	2.598.324
Número de saídas hospitalares	323.830	396.564	408.308	466.639	571.630
Número de cirurgias	ND	ND	300.105	419.355	511.442

Fonte: Observatório ANAHP edição 04 – 2012, p.66

Nota: Dados trabalhados pelo autor

Segundo a Federação Brasileira de hospitais, só na região metropolitana de São Paulo 15 hospitais privados fecharam as portas nos últimos cinco anos. No mesmo período de 2005 a 2009, quase 400 hospitais privados fecharam em nosso país, enquanto que, durante os citados anos, o setor público abriu 114. É importante analisar esses números e indagar as razões pelas quais está ocorrendo o fenômeno apontado. Em levantamento feito pela Federação Brasileira de Hospitais, a principal razão do fechamento de hospitais privados é a irrisória remuneração paga pelo SUS aos hospitais contratados ou conveniados pelo Sistema Público de Saúde, que sequer cobre em média 60% do custo dos procedimentos. Essa situação calamitosa é antiga, o que levou a rede hospitalar contratada ou conveniada pelo SUS à situação de efetiva insolvência. Aliada a esse cenário, deve-se considerar a ocorrência simultânea de outros fatores, como, por exemplo, o processo de verticalização de rede assistencial implantado pelas operadoras de planos e seguros de saúde, a alta carga tributária incidente sobre o setor e deficiente implantação de modernos métodos para aprimorar a gestão hospitalar, neste último caso havido, predominantemente, por ausência de recursos, financeiros e humanos, necessários para tal.

2. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

Para que se possa realizar as discussões necessárias sobre o tema previsão de ocupação hospitalar, devem ser apresentados inicialmente os conceitos que compõem o censo hospitalar.

2.1. O censo hospitalar

Serão utilizados neste trabalho os termos definidos pelo documento Padronização da Nomenclatura do Censo Hospitalar, Ministério da Saúde (2002). Este documento define os seguintes conceitos, necessários para o entendimento deste trabalho:

a) Internação hospitalar: Pacientes que são admitidos para ocupar um leito hospitalar por um período igual ou maior a 24 horas.
b) Censo hospitalar diário: É a contagem e o registro, a cada dia hospitalar, do número de leitos ocupados e vagos nas unidades de internação e serviços do hospital.
c) Entrada: É a entrada do paciente na unidade de internação, por internação, incluindo as transferências externas, ou por transferência interna.
d) Saída: É a saída do paciente da unidade de internação por alta (curado, melhorado ou inalterado), evasão, desistência do tratamento, transferência interna, transferência externa ou óbito. As transferências internas não são consideradas saídas para os cálculos das estatísticas hospitalares.
e) Alta hospitalar: Ato médico que determina a finalização da modalidade de assistência que vinha sendo prestada ao paciente, ou seja, a finalização da internação hospitalar. O paciente pode receber alta curado, melhorado ou com seu estado de saúde inalterado. O paciente poderá, caso necessário, passar a receber outra modalidade de assistência, seja no mesmo estabelecimento, em outro ou no próprio domicílio.
f) Leito/dia: Unidade de medida que representa a disponibilidade de um leito hospitalar de internação por um dia hospitalar.
g) Paciente/dia: Unidade de medida que representa a assistência prestada a um paciente internado durante um dia hospitalar.

h) Média de permanência (Tempo médio de permanência): Relação entre o total de pacientes/dia e o total de pacientes que tiveram saída do hospital em determinado período, incluindo os óbitos. Representa o tempo médio em dias que os pacientes ficaram internados no hospital.
i) Taxa de ocupação hospitalar: Relação percentual entre o número de pacientes/dia e o número de leitos/dia em determinado período, porém considerando-se para o cálculo dos leitos/dia no denominador os leitos instalados e constantes do cadastro do hospital, incluindo os leitos bloqueados e excluindo os leitos extras.

2.2. Quarenta anos de história em estudos sobre previsão de ocupação hospitalar

Segundo Harris e Adam (1975), a previsão de demanda é uma estratégia utilizada por gestores para solucionar diversos tipos de problema, de forma intuitiva ou estatística, ou como uma combinação dos dois modos. No meio hospitalar o modo mais utilizado para executar previsões é o intuitivo. Os autores citam também que os resultados das previsões intuitivas para a demanda de suprimentos e serviços são utilizados como dados de entrada para sistemas computacionais. Esta situação é encontrada comumente em nosso país.

Em seu trabalho, Harris e Adam (1975) utilizam métodos estatísticos para prever a demanda do serviço de nutrição de um grande hospital e identificam a complexidade de gerar previsões confiáveis a partir de informações intuitivas, o que era praxe na época.

Wood (1976) discorre sobre o fato de que previsões precisas do censo hospitalar podem prover à administração de um hospital a habilidade de determinar de forma mais efetiva o nível de demanda de uma grande variedade de serviços necessários em uma unidade de saúde. Exemplos destes serviços são a demanda de nutrição, dimensionamento do serviço de enfermagem, lavanderia e suporte laboratorial que são altamente dependentes de variações no censo hospitalar. O autor afirma que é improvável que qualquer sistema de serviço ou produção de um hospital possa operar sem alguma forma de previsão de demanda. Wood (1976) também cita o fato de que nos hospitais normalmente são utilizadas previsões subjetivas, que causam notáveis discrepâncias entre as necessidades reais e o planejamento de mão de obra, “facilities” e orçamento.

Wood (1976) cita que o censo hospitalar pode ser previsto por modelos de previsão intrínsecos e extrínsecos. O modelo extrínseco ou causal explora a associação entre as variáveis a serem previstas e outras variáveis relevantes para se obter as previsões. Os

modelos intrínsecos ou séries temporais geram previsões identificando padrões nos valores históricos da variável a ser prevista. Um modelo extrínseco requer a identificação, quantificação e o armazenamento de um grande número de variáveis independentes para servir de elementos de previsão. Segundo o autor um grande número de estudos anteriores propuseram este tipo de modelo para a previsão do censo hospitalar, mas poucos obtiveram sucesso por conta do tempo e os custos demandados para obtenção dos dados necessários e a falta de "expertise" do profissionais hospitalares.

O censo hospitalar é um cálculo utilizado na grande maioria dos hospitais. É coletado durante as atividades corriqueiras de um hospital e é de fácil acesso. É composto por observações diárias que facilitam a construção de uma série temporal. Wood (1976) foca seu trabalho em uma metodologia simples que possa ser utilizada em um ambiente hospitalar e que não dependa de treinamentos profundos e nem de grande capacidade computacional.

Kao e Pokladnik (1978) citam que a previsão do censo hospitalar é essencial para o planejamento efetivo e o controle de várias atividades administrativas e de cuidado em um hospital. As áreas de decisão afetadas diretamente pelo censo hospitalar incluem a admissão de pacientes eletivos, a escala de enfermagem, o dimensionamento de pessoal de serviços auxiliares, atividades de planejamento, limpeza e manutenção, a necessidade de serviço de alimentação entre outras.

Farmer e Emami (1990) já citavam em seu trabalho as mudanças substanciais ocorridas na prática médica nos anos setenta e oitenta. Os autores já vivenciavam um grande aumento na demanda por serviços de saúde e a necessidade de planejamento do atendimento hospitalar. Este planejamento pode, segundo os mesmos propiciar aos gestores a melhor utilização dos recursos financeiros disponíveis e a redução dos custos de operação dos hospitais. A previsão da utilização de leitos hospitalares de cuidado crítico foi considerada pelos autores de particular importância pelo alto custo e pelo alta utilização de recursos. Assim como acontece em nosso país, as ferramentas existentes para a execução de previsões de demanda de leitos eram inadequadas.

Farmer e Emami desenvolveram um trabalho que conceituava os parâmetros que influenciam na ocupação hospitalar. Este trabalho foi baseado na taxa de admissão de pacientes e no tempo de permanência de cada paciente no hospital.

Cote e Tucker (2001) citam em seu trabalho que a previsão de demanda de um serviço hospitalar é o primeiro e essencial passo para determinar a direção futura de uma organização de saúde. Segundo os autores, vários métodos quantitativos podem ser utilizados para

previsão de ocupação. Para qualquer método utilizado, devem ser atendidos os seguintes conceitos:

a) Os dados necessários devem estar disponíveis com facilidade. As informações geradas pelo setor financeiro tipicamente representam a melhor fonte para a série histórica a ser utilizada.
b) Os membros da equipe do hospital, munidos das informações facilmente disponíveis estarão aptos a gerarem as previsões de ocupação.
c) O método de previsão e as informações geradas pelo mesmo deverão ser facilmente entendidas, não só pelo setor financeiro, mas por todos os profissionais que têm o poder de tomar decisões.

Os autores também citam que além destes três fatores, um aspecto crítico da previsão de demanda de um serviço hospitalar é o reconhecimento de que a previsão por dados históricos é apenas o primeiro passo para o reconhecimento da demanda de atendimentos. Reconhecem também que para uma previsão de curto prazo, os dados históricos são suficientes.

Jones e Joy (2002) mostram em seu trabalho que muitos escritores da área da gestão argumentam que para uma empresa estar apta para planejar efetivamente, é vital que possa de alguma forma prever o futuro. Não existe lugar que tenha uma necessidade mais premente de prever o futuro do que um hospital de cuidados críticos. Segundo os autores, os gestores hospitalares lidam diariamente com dois tipos de demandas que conflitam entre si: Primeiramente devem assegurar que existam leitos vazios suficientes para acomodar os pacientes advindos do serviço de emergência do hospital. O segundo tipo de demanda refere-se à necessidade de ocupar o maior número possível de leitos com pacientes eletivos que necessitam de tratamento (Pacientes cirúrgicos e clínicos). Antes do agendamento dos pacientes eletivos, o gestor hospitalar deve poder prever a quantidade de leitos que serão ocupados por pacientes advindos do setor de emergência do hospital.

Hamel e Prahalad (2004) citam em seu trabalho que falhas de planejamento são na realidade problemas que podem ser previstos por fatos anteriores. No caso do planejamento do uso de leitos hospitalares, as ferramentas de previsão podem auxiliar a reduzir falhas futuras e melhorar a alocação de recursos. Desta forma os problemas com leitos podem ser reduzidos e em alguns casos eliminados.

Em seu artigo, May (2004) conclui que quando o fluxo de pacientes e de trabalho de um hospital estão otimizados, os pacientes e suas famílias estarão satisfeitos com a eficiência e efetividade dos cuidados prestados, as enfermeiras estarão satisfeitas em prover o nível

apropriado de cuidado para seus pacientes, os médicos exercerão sua profissão com prazer devido a redução da confusão existente em ambientes hospitalares sem planejamento e o hospital poderá prover uma alta qualidade de atendimento aos seus clientes.

Segundo Henderson et al. (2004), a chave para melhorar o fluxo de pacientes em um hospital está na redução da variabilidade nos processo internos que impedem o fluxo. Enquanto alguns fatores existentes no processo de internação são variáveis e dificilmente poderão ser ajustados, existem alguns fatores que podem ser controlados. A entrada de pacientes eletivos é um deles.

Mackay e Lee (2005) citam que existe um conceito crescente em vários países de que os métodos existentes de prover serviços de cuidado a saúde, se já não atingiram o limite máximo, atingirão um momento insustentável em breve. As razões para a existência deste conceito são o constante crescimento dos custos hospitalares, a idade média da população, o aumento das expectativas da população quantos aos serviços prestados e a escassez de recursos humanos para tocar os serviços de saúde. No seu trabalho, Mackay discorre sobre as previsões para algumas horas ou alguns dias (Táticas) e para alguns anos (Estratégicas) para direcionar o rumo do plano diretor das instituições de saúde.

Littig e Isken (2007) salientam que o censo de pacientes e a medida da taxa de ocupação são informações primordiais para a administração dos recursos de um hospital. Segundo o autor o dimensionamento dos recursos de enfermagem tem uma ligação direta com a taxa de ocupação e com o perfil dos pacientes internados na unidade de saúde. A ocupação do hospital gera ainda uma demanda por diversos outros recursos do hospital, incluindo laboratório, farmácia, fisioterapia, radiologia, limpeza e serviços cirúrgicos. A previsão tática de ocupação tem o potencial de aprimorar o ajuste do dimensionamento dos recursos hospitalares frente as flutuações de demanda de pacientes, a gestão do negócio, a distribuição dos pacientes por setor, as políticas de admissão e de regulação, a gestão dos serviços auxiliares, a liberação de férias e de banco de horas e as variações no quadro de enfermagem.
No trabalho de Littig e Isken (2007) também é citado o fato de que prever a ocupação de um hospital é extremamente difícil, devido às flutuações significativas encontradas entre dias e semanas subsequentes. Previsões de curto prazo são quase sempre feitas através da intuição humana, complementada por relatórios de status disponíveis nos sistemas de informação padrão do hospital. A qualidade da informação é bastante baixa e requer que os usuários assimilem uma grande quantidade de informações para tentar estimar o padrão de ocupação futuras. Por isso faz-se necessária a criação de metodologias que possam ser informatizadas e que simplifiquem o trabalho dos gestores hospitalares.

Champion et al. (2007) considera que a habilidade de prever a demanda de atendimento em um departamento de emergência de um hospital é muito válida. Segundo o autor, existem melhorias a um nível micro como o planejamento da escala médica e a nível macro para o planejamento financeiro e estratégico do hospital. Além disso, segundo o autor, o conhecimento do indicador relativo à quantidade de atendimentos realizados em um serviço de emergência é importante para o planejamento regional de assistência a saúde.

A evolução do cuidado está diretamente ligada ao gerenciamento dos recursos do cuidado a saúde, o que pode propiciar um cuidado mais eficiente, minimizando o uso de recursos. Abraham et al. (2007) analisa os problemas encontrados na área da saúde da Austrália, citando a alta ocupação dos hospitais e de seus departamentos de emergência. O autor cita também a dificuldade na obtenção de recursos financeiros para os hospitais Australianos e o modo como as decisões estratégicas são tomadas.

DeLurgio et al. (2009) realizou seu trabalho em na Clínica Mayo, uma das mais importantes instituições de saúde do mundo. Segundo os autores, uma previsão precisa da demanda de pacientes geralmente significa a diferença entre o sucesso (cuidado efetivo do paciente e viabilidade econômica) e o fracasso. O conhecimento da previsão de entradas de pacientes e a utilização de ferramentas visuais que apresentem a ocupação futura auxiliam os hospitais a evitarem a ocorrência de picos de internações eletivas, distribuindo as entradas durante a semana e durante o dia.

Em termos gerais, as ferramentas de previsão podem prover informações em vários níveis. Os níveis tático e estratégico representam as duas pontas do eixo contínuo da previsão. Em termos da previsão aplicada ao gerenciamento de leitos hospitalares, o nível tático representa a análise da ocupação hospitalar em curto prazo, que pode variar desde horas a poucos dias de antecedência. A previsão para nível estratégico tem como objetivo o planejamento em longo prazo (Anos). Esta previsão tem com objetivo o planejamento da rede hospitalar, a escolha de novas especialidades médicas, credenciamento de convênios e dimensionamento de recursos humanos a partir de dados demográficos e de epidemiologia.

No Brasil, o uso de ferramentas para previsão da ocupação hospitalar é muito raro. Os poucos hospitais que utilizam este recurso possuem softwares caseiros e rudimentares, lançando mão do uso de médias e medianas para analisar os dados históricos contidos nos bancos de dados de seus softwares de gestão hospitalar.

No trabalho de Abraham et al. (2007), a experiência de um dos autores do artigo na Austrália mostra que as decisões estratégicas nos hospitais daquele país são tomadas a partir de experiências vividas pelo staff do hospital e o planejamento é realizado manualmente.

Estes fatos geram dificuldades na avaliação da consequências a longo prazo das decisões tomadas. No Brasil ocorrem os mesmos problemas. A direção dos hospitais brasileiros apresentam grande dificuldade para planejar o futuro de suas intituições e acabam desperdiçando importantes quantias de recurso que poderiam melhorar a vida da população.

O objetivo desta dissertação é o de desenvolver uma metodologia para previsão de ocupação hospitalar, a partir de informações de ocupação diária e da quantidade de internações pelo serviço de emergência. Serão realizadas previsões em nível tático, buscando a melhoria do fluxo de pacientes em um hospital e consequentemente o aprimoramento de seu atendimento. Para que se possa avaliar a precisão da metodologia a ser desenvolvida, serão utilizadas informações do banco de dados de dois hospitais brasileiros, privados e situados no estado de São Paulo. A primeira instituição será chamada de Hospital Um e fica situada na cidade de São Paulo e o Hospital Dois está localizado na cidade de Ribeirão Preto. Os dados foram coletados no período de 2009 a 2011.

3. CARACTERIZAÇÃO DOS HOSPITAIS ESTUDADOS

A seguir será realizada uma breve descrição do perfil dos dois hospitais estudados neste trabalho.

3.1. O Hospital Um

O Hospital Um é um hospital privado filantrópico que tem como principal especialidade a cardiologia.

Fundado em 1967, conta hoje com um complexo hospitalar de quarenta e cinco mil metros quadrados, divididos em áreas de internação, hospital-dia, emergência, centro de diagnósticos, consultórios e administrativas. No ano de 2011, apresentou os seguintes dados de produção:

a) Número de internações: 12.000;
b) Número de cirurgias: 5000;
c) Número de exames de diagnósticos: 50.000;
d) Número de atendimentos de urgência e emergência: 24.000.

É um hospital acreditado pela Joint Comission International.

3.2. O Hospital Dois

O Hospital Dois é um hospital privado geral, situado no município de Ribeirão Preto. Fundado em 1945, conta com uma área de 12 mil metros quadrados, divididos em áreas de internação, hospital-dia, emergência, centro cirúrgico, centro de diagnósticos e administrativas. No ano de 2011, apresentou os seguintes dados de produção anual:

a) Numero de internações: 12000;
b) Número de cirurgias: 27.120;
c) Número de atendimentos em pronto atendimento e emergência:177.600;

É um hospital acreditado pela ONA (Organização Nacional de Acreditação)

4. METODOLOGIA

Conforme citado anteriormente, este trabalho tem como objetivo desenvolver uma metodologia para previsão de ocupação hospitalar e da quantidade de internações via serviço de emergência. Para isso é necessário que sejam estudadas as metodologias utilizadas pelos pesquisadores ao longo de mais de 40 anos de estudos. A partir da conclusão dos trabalhos realizados no passado, será aplicada a metodologia de maior sucesso e de mais fácil aplicação, levando-se em conta s dificuldades de recursos humanos capacitados e de coleta de informações fidedignas encontradas nas unidades hospitalares do Brasil. A tabela 6 apresenta um resumo do que será discutido no próximo tópico. Serão apresentadas as metodologias utilizadas nos últimos quarenta anos de estudos sobre previsão de ocupação hospitalar.

Tabela 6 – Histórico de desenvolvimento de metodologias para previsão de ocupação hospitalar

Ano	Autor	Metodologia
1975	Harris e Adam	Exponencial amortecida de primeira ordem, exponencial amortecida dupla, exponencial amortecida adaptativa, média móvel simples e regressão por média móvel
1976	Wood	Box-Jenkins (ARIMA)
1978	Kao e Pakladnik	Regressão múltipla e análise de Fourier
1980	Helmer et al. e kwon et al.	Modelos regressivos
1988	Milner	ARIMA
1989	Lin	ARIMA, Holt-Winters e Múltiplas séries temporais
1990	Farmer e Emami	ARIMA
2002	Jones e Joy	ARIMA, SARIMA e GARCH
2005	Mackay e Lee	Modelos de Compartimentação
2006	Littig e Isken	Equações relativas ao fluxo de pacientes
2007	Abraham et al.	ARIMA e SARIMA
2007	Champion et al.	ARIMA e Suavizamento exponencial
2009	DeLurgio et al.	Métodos de uma variável, métodos multivariados baseados em regressão “stepwise” e por média simples das previsões de uma variável e multivariadas.

4.1. Previsão de demanda em hospitais

O estudo de previsão de demanda para hospitais tem sido um tópico popular de pesquisa por décadas. Harris e Adam (1975) discutiram o uso de 5 diferentes modelos para prever a demanda de bandejas de comida para pacientes: Exponencial amortecida de primeira ordem, exponencial amortecida dupla, exponencial amortecida adaptativa, média móvel simples e o método utilizado por Dougherty (1971) que é uma regressão por média móvel. Os autores escolheram os métodos utilizando o critério de melhor ranqueamento em avaliações prévias de acurácia em previsão, simplicidade de implementação de softwares computacionais e o tamanho da base de dados existente.

O método de amortecimento exponencial de primeira ordem é expresso pela seguinte equação:

$$S_{t+1}' = \alpha S_t + (1- \alpha)S_t' \qquad (1)$$

Onde: S_{t+1}' = Demanda prevista para o período t + 1;

S_t = Demanda observada para o período t;

$S_{t'}$ = Demanda prevista para o período t (previsão para o período t -1);

a = coeficiente de amortecimento (0 < a < 1).

O método de amortecimento exponencial duplo aplica a constante de amortecimento a previsão derivada da equação 1 para produzir a previsão modificada S´´ para o período:

$$S_{t+1}'' = \alpha_{St+1}' + (1 - \alpha)S_t'' \qquad (2)$$

Onde: S_{t+1}' = previsão para o período t+1da equação 1

S_t'' = previsão duplamente amortecida para o período t

O método de amortecimento exponencial adaptativo recebe este nome pois o seu coeficiente de amortecimento não é uma constante. O mesmo varia em função do erro absoluto estimado. Para uma previsão anterior no período t, o erro de previsão para o mesmo período é igual a diferença entre a demanda observada para o período (S_t) e a demanda

prevista (S_t'). O erro previsto para a previsão no próximo período é estimado pelo método do amortecimento exponencial:

$$E'_{t+1} = (1 - \gamma)E_t + \gamma E_t' \qquad (3)$$

Onde: γ = constante de amortecimento $(0 \geq \gamma \geq 1)$

E_t'= Erro previsto (no período *t-1*) para o período *t*

O erro absoluto $|E_{t+1}|'$ é obtido substituindo o valor absoluto de E_t na equação 3. O erro absoluto estimado não é necessariamente igual ao valor absoluto do erro estimado.

$$\beta = |\frac{E_{t+1}'}{|E_{t+1}|'}| \qquad (4)$$

O procedimento de cálculo utilizado então é calcular E_t para cada período, atualizar as duas estimações exponencialmente amortecidas do erro de previsão e então calcular o β pela equação 4.

O quarto método utilizado por Harris e Adam (1975), a média móvel simples, requer a determinação da demanda média por *N* períodos em prioridade ao período de previsão. A previsão para o período *t+1* é calculada pelo método seguinte:

$$S'_{t+1} = \frac{1}{N} \sum_{t-(N-1)}^{t} S_i \text{ [i = t - (N - 1), t - (N – 2), ..., t]} \qquad (5)$$

Onde: S_{t+1}' = Demanda prevista para o período t + 1;

S_i = Demanda observada para o período i;

N = Número de períodos nos quais a média móvel é encontrada.

Os autores concluem que as previsões realizadas aprimoraram o cálculo das provisões de alimentos preparados para os pacientes, mais ainda não geraram resultados que agradassem os profissionais do setor de nutrição do hospital. Os mesmos citam também a dificuldade existente para processamento computacional a época e concluem que o método de amortecimento exponencial simples traria melhores resultados por ser de simples aplicação.

Wood (1976) propôs o uso de modelos Box-Jenkins para previsão do censo hospitalar. O autor descreve seu modelo a partir do que chama de ARIMA (Auto-Regressive Inductive Moving Average) ou Média Móvel Indutiva Auto-Regressiva. O autor definiu seu modelo da seguinte forma:

$$\left(1 - \emptyset_1 B - \emptyset_2 B^2 - \cdots - \emptyset_p B^p\right)\left(1 - \emptyset_1' B - \emptyset_2'^{B^2} - \cdots - \emptyset_m B^m\right)(1 - B)^d\,(1 - B)^\delta Z_t$$

$$= \theta_0 + \left(1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \cdots - \theta_q B^q\right)\left(1 - \theta_1' B - \theta_2'^{B^2} - \cdots - \theta_n B^n\right) a_t$$

Onde: ϕ = Parâmetro auto regressivo

ϕ' = Parâmetro auto regressivo sazonal

θ = Parâmetro de média móvel

θ' = Parâmetro Sazonal de média móvel

θ_0 = Constante determinística de tendência

p = Ordem do termo auto regressivo regular

m = Ordem do termo auto regressivo regular sazonal

q = Ordem do termo regular de média móvel

n = Ordem dos termos sazonais de média móvel

d = Ordem de diferença necessária para obter uma série estacionária

s = Ordem da diferença sazonal

a_t = Erro aleatório

$Z_t = z_t$ se d >0, ou $Z_t - \mu$ se d = 0, onde μ é o valor significativo da série até o tempo atual e o termo Z_t representa uma observação do período t.

Os resultados apresentados no trabalho de Wood (1976) mostram cálculo de erros para equações específicas para cada hospital estudado e um modelo generalizado. Para os modelos

criados especificamente para cada hospital encontrou-se uma média de porcentagem de erro de 4,22% para previsões de até 7 dias, o que já é bastante útil para o gerenciamento de leitos de um hospital.

Kao e Pokladnik (1978) usaram regressão múltipla para prever a sazonabilidade e a influência de variáveis externas nas demandas hospitalares no Texas Medical Center em Houston.

Os autores desenvolveram um modelo chamado de Previsão adaptativa para representar o padrão básico de variação do censo hospitalar, descrito pela seguinte equação:

$$x_t = a_1 + a_{2t} + \sum_{j=1}^{j} [a_{3j+1} \sin(\frac{2\pi jt}{7}) + a_{4j+2} \cos(\frac{2\pi jt}{7})] + \varepsilon t$$

Onde: x_t = Censo do dia t

a_1 = O componente constante

a_2 = Fator linear de tendência

εt = Componente aleatório (Corresponde a variação não atribuída ao modelo)

J = Inteiro positivo

Par (a_3 *e* a_4) caracterizam a amplitude e o ângulo de fase de um ciclo de sete dias.

Os autores ainda utilizam oito termos harmônicos chamados de funções de adaptação para inserirem as variáveis exógenas ao modelo, quais sejam:

a) $f_1(t) = 1$

b) $f_2(t) = t$

c) $f_3(t) = \sin(\frac{2\pi t}{7})$

d) $f_4(t) = \cos(\frac{2\pi t}{7})$

e) $f_5(t) = \sin(\frac{4\pi t}{7})$

f) $f_6(t) = \cos(\frac{4\pi t}{7})$

g) $f_7(t) = \sin(\frac{6\pi t}{7})$

h) $f_8(t) = \cos(\frac{6\pi t}{7})$

Segundo os autores, a inserção de variáveis externas no modelo permitiu a obtenção de previsões com maior credibilidade e com maior capacidade de auto-adaptação. Foram os primeiros autores a avaliar a necessidade da inserção de fatores exógenos e inerentes as diferentes instituições na previsão do censo hospitalar. Estes fatores são citados neste trabalho como sendo: Necessidades de limpeza, necessidades de manutenção, feriados, decisões administrativas, melhorias nos protocolos médicos que reduziriam o tempo de internação ou a abertura de um hospital concorrente.

Os autores desenvolveram previsões para um dia e sete dias utilizando dois métodos desenvolvidos anteriormente a este trabalho que foram denominados de amortecimento adaptativo e amortecimento adaptativo híbrido. Este último agregava fatores exógenos as previsões. O método de regressão com amortecimento Adaptativo híbrido apresentou melhores resultados na comparação entre os critérios definidos pelos autores (Desvio médio, desvio médio absoluto e a variância dos erros de previsão). É interessante salientar a utilização de fatores de correção utilizados para corrigir os desvios de ocupação ocorridos em véspera de feriados e feriados e a percepção que os autores começam a ter de sazonabilidade entre os dias da semana. É citado no final do trabalho que naquele momento existiriam dificuldades de capacidade de processamento computacional para implementar a metodologia no dia a dia. Este trabalho conclui que a adição de fatores exógenos pode melhorar a precisão das previsões para o senso hospitalar, gerando melhores resultados que os modelos exponenciais.

Em 1988, Milner utilizou no Reino Unido o método ARIMA para a previsão de três variáveis. O autor desejava prever o número de pacientes que procuravam o setor de emergência de um hospital em um determinado ano e que já haviam sido atendidos anteriormente, a taxa de novos atendimentos por mil habitantes e a relação entre pacientes com mais de um atendimento e pacientes atendidos pela primeira vez. O autor conseguiu obter sucesso realizando previsões para curtos períodos de tempo. Em um estudo posterior, o

mesmo concluiu finalmente que não obtinha bons resultados para previsões de períodos mais longos.

Lin (1989) desenvolveu uma análise de previsões mensais de ocupação, utilizando o método ARIMA , Holt-winters e métodos de múltiplas séries temporais.

Farmer e Emami (1990) utilizaram o modelo Box-Jenkins para prever a entrada de pacientes e para estimar o seu tempo de permanência em um setor de cuidados críticos de um hospital a partir da seguinte equação que era comumente utilizada para previsão de leitos na época:

$$\text{Leitos} = (\text{Pop}*\text{AR}*\text{MDS}*\text{E})/365$$

Onde:

Leitos = Previsão de leitos livres; Pop = População projetada; AR = Taxa de admissão de pacientes e MDS = Tempo médio de permanência.

Os autores concluíram que o uso deste modelo para estimar as variáveis AR e MDS não foi efetivo devido principalmente a correlação existente entre elas. Os mesmos sugerem que seja adotado um modelo de equações estruturais onde as variáveis possam ser previstas simultaneamente.

Em 2002, Jones e Joy investigaram os efeitos da volatilidade de eventos adversos no ambiente hospitalar. Os autores sugeriram o uso conjunto do modelo ARIMA e do modelo GARCH (Generalized Auto-Regressive Conditional Hetroskedasticity) ou Heterocedasticidade Condicional Auto-Regressiva Generalizada).

Os autores utilizaram os seguintes modelos para desenvolverem seu trabalho:

a) ARIMA

$$x_t = \sum_{i=1}^{p} \emptyset_i x_{t-1} + \epsilon_t + \sum_{i=1}^{q} \theta_i \varepsilon_{t-1}$$

Onde: x = Realização da série temporal

Θ e ϕ = Parâmetros do modelo

ε = Termo de erro independente e identicamente distribuído (IID) com média zero e variância constante.

b) SARIMA

$$x_t = \sum_{i=1}^{p} \emptyset_i x_{t-1} + \sum_{i=1}^{P} \Phi_i x_{t-si} + \varepsilon_t + \sum_{i=1}^{q} \theta_i \varepsilon_{t-1} + \sum_{i=1}^{Q} \Theta_i \varepsilon_{t-si}$$

Onde: P e Q = As ordens auto regressiva (AR) e de média móvel (MA) do modelo

s = Duração da sazonabilidade.

c) GARCH

O termo correspondente ao erro do modelo GARCH é descrito por:

$$\varepsilon_t = v_t \sqrt{h_t}$$

Onde: v_t= IID variável aleatoriamente com média zero e com desvio padrão de 1 e:

$$h_t = \alpha 0 + \sum_{i=1}^{q} \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{i=1}^{p} \beta_i h_{t-i}$$

α e β são parâmetros do modelo.

Jones e Joy chegaram a algumas importantes conclusões:

a) Identificaram uma relação entre o número de leitos ocupados e duas variáveis externas: temperatura média diária e a taxa de incidência do vírus influenza. Concluíram que a cada grau de queda na temperatura serão necessários mais 2,7 leitos para internação.
b) O método SARIMA apresentou boas previsões para a ocupação dos leitos do setor de emergência. A agregação de fatores climáticos e dados relativos à incidência do vírus influenza não gerou a melhoria dos resultados de previsão de ocupação nos leitos da emergência.
c) Os autores não conseguiram boas previsões para a quantidade de entradas de pacientes mas observaram excelentes resultados na previsão de ocupação. Relataram que a principal causa para o ocorrido seria o alto desvio padrão encontrado na série histórica de admissões no setor de emergência.
d) O comportamento do método de previsão muda abruptamente em momentos de altas ocupações.

Finalmente os autores afirmam que acreditam que a metodologia desenvolvida auxilia o processo de agendamento hospitalar de pacientes eletivos e levantam a dúvida sobre o impacto que estas informações podem ter no cuidado ao paciente.

Wang et al. (2002) mostrou em seu trabalho que mesmo com a introdução de uma metodologia de categorização de pacientes por perfil e uma pequena redução da complexidade das informações, os problemas com a média de permanência dos pacientes não pode ser solucionada.

- A métrica da média de permanência dos pacientes não possui relação direta com o horário de maior ocupação dos hospitais.

Segundo o autor, grande parte dos trabalhos realizados no passado que utilizaram a média de permanência de pacientes não obteve resultados interessantes.

Mackay e Lee 2005 concluem a partir do trabalho realizado anteriormente por Farmer e Emami (1990) que a utilização de dados de tempo de permanência de pacientes internados para a previsão da ocupação hospitalar não é eficiente. São citadas as principais razões para a não utilização desta metodologia:

- Os dados de tempo de permanência de pacientes de um hospital não constituem uma distribuição normal;
- A distribuição dos tempos de permanência dos pacientes é extremamente complexa. O perfil dos pacientes internados é extremamente complexo devido a diferença de sexos e idade. A variedade de motivos de internação e de alta (óbito, transferência, alta médica e alta a pedido) também aumentam a complexidade das informações de permanência.

Os autores introduzem a utilização de modelos de compartimentação com o objetivo de avaliar a previsão da demanda de leitos hospitalares na Holanda. Os autores avaliaram o censo do meio dia ao invés do mais utilizado censo da meia noite. Dividiram a sua análise por dias da semana e por fins de semana em um modelo bastante complexo que na maioria das vezes não apresentou resultados com maior acuracidade do que os modelos tradicionais de previsão. Concluiu-se também, o que parece bastante óbvio no setor hospitalar, que o clima influencia na ocupação hospitalar.

Em 2007, Littig e Isken sugerem um novo modelo de previsão de ocupação baseado em equações relativas ao fluxo de pacientes, uma base de dados de internações e um conjunto de modelos de previsão de ocupação. Os autores observaram em seu trabalho que a ocupação hospitalar é uma função de três processos básicos:

a) Entrada de pacientes no hospital: Estas entradas podem ser realizadas via emergência, cirurgia, transferência de consultório médico e transferência de outro hospital.

b) Transferências internas ao hospital: Não serão discutidas no escopo deste trabalho.
c) Pacientes com alta hospitalar: Que podem acontecer por causa da recuperação do paciente, por óbito ou por sua solicitação.

A partir de uma base de dados de tempos de internação e da ocupação de vários setores do hospital os autores desenvolveram um método computacional bastante complicado que necessita de um grande poder de processamento para gerar seus resultados.

Uma das interessantes observações do trabalho de Littig e Isken é o fato de que em momentos de alta ocupação, todos s modelos de previsão falham, pois o comportamento dos médicos muda e existe um claro encorajamento para a liberação de altas para os pacientes. Nestes momentos, todas as previsões de permanência e os tempos relativos a cada parte do fluxo hospitalar se alteram abruptamente.

Entre os resultados alcançados pelo trabalho citado acima, os autores citam a dificuldade de identificar as fontes de erros encontrados nas previsões de ocupação, devido a diversidade de informações utilizadas pelo método. Citam também uma quantidade enorme de desafios teóricos, computacionais e práticos, mas mesmo com todos estes desafios eles acreditam que o método apresentado apresenta viabilidade de implementação. Fica claro que, apesar de conseguirem bons resultados em algumas partes do fluxo hospitalar, o método precisa ser desenvolvido por novos pesquisadores que acrescentem seu conhecimento na área.

A Figura 1 apresenta uma adaptação do modelo do fluxo de entradas e saídas de pacientes a partir do desenho inicial de Littig e Isken 2006. Este será o modelo utilizado por este trabalho para analisar o fluxo de pacientes em um hospital.

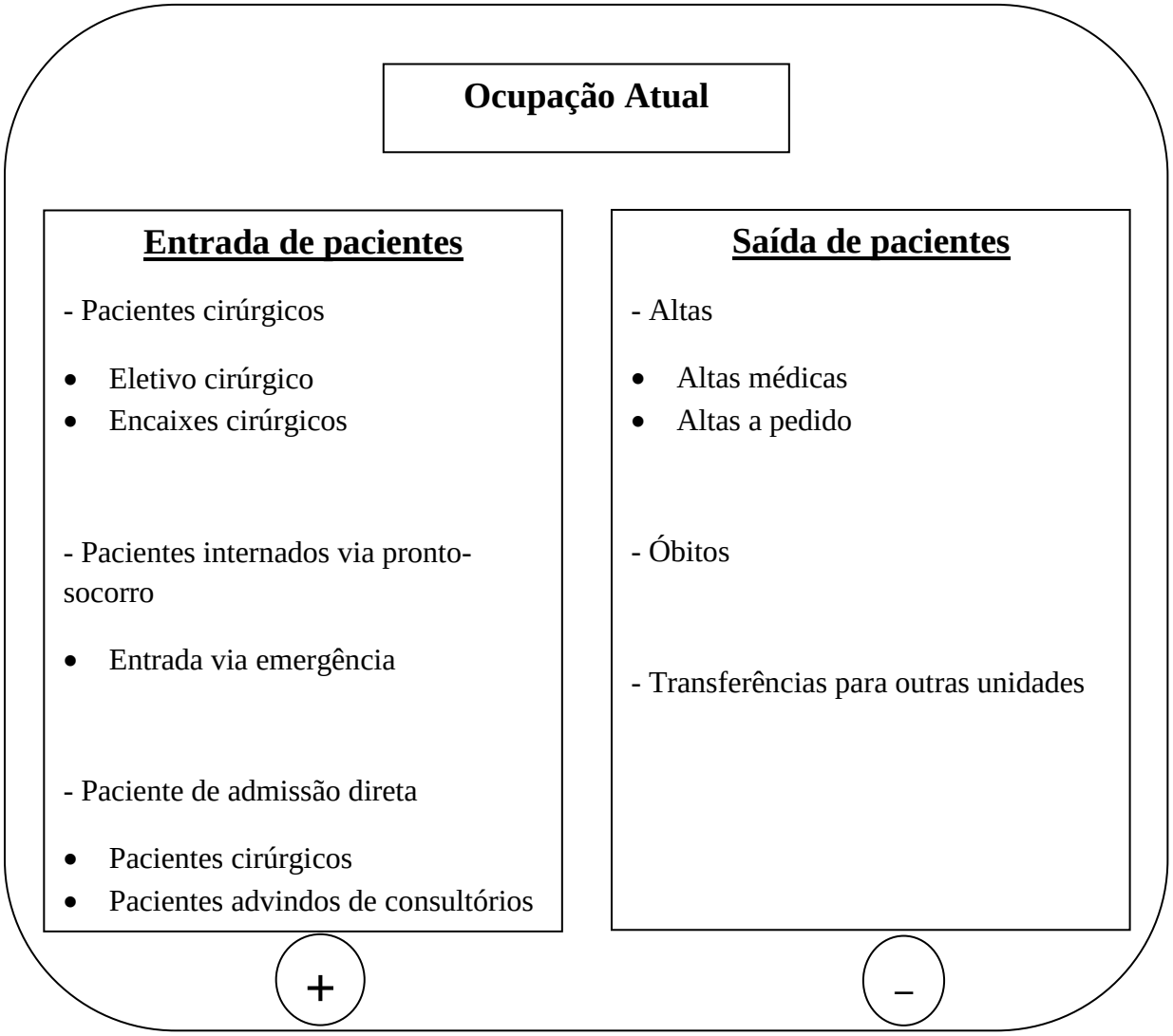

Figura 1 – Fluxo de entradas e saídas hospitalares

Fonte: Littig e Isken 2006

Champion et al. 2007 avalia em seu trabalho os modelos de Box Jenkins e de suavizamento exponencial. O autor conclui que o melhor modelo de suavização exponencial é um modelo simples e sazonal. Já utilizando-se o ARIMA, o melhor modelo é o de média móvel não sazonal de ordem 1, aplicado a primeira diferença da série.

No trabalho de Abraham et al. (2007) é estudada a aplicação dos métodos ARIMA e SARIMA na determinação de previsões de entradas em setores de emergência, de ocupação e de saídas hospitalares. Os autores concluem mais uma vez que as previsões de entradas em setores de emergência não apresentam a precisão necessária para sua utilização e que a previsão de ocupação de um hospital apresenta bons resultados.

No artigo de DeLurgio et al. (2009) são apresentados resultados da combinação de diversos métodos de previsão de atendimentos de pacientes externos. Foram desenvolvidas

previsões mensais e semanais de demanda em uma clínica (Pacientes que realizam pequenos procedimentos, consultas e exames e não necessitam de internação hospitalar) a partir de métodos de uma variável, métodos multivariados baseados em regressão "stepwise" e por média simples das previsões de uma variável e multivariadas.

O autor argumenta que a combinação de métodos de previsão apresenta melhores resultados para o caso estudado do que a aplicação de um único método.

Segundo DeLurgio et al (2009) os métodos univariados são comumente utilizados em indústrias na existência de apenas uma série temporal. Na área da saúde são diversas as variáveis que podem influenciar a entrada de pacientes externos em um serviço de saúde:

a) Tendências em doenças: Como exemplo tem-se o aumento da prevalência do diabetes e o desenvolvimento de novos tratamentos para doenças como nas drogas e terapias.
b) Influências sazonais: O inverno, a temporada de gripe, feriados, férias e a introdução de novos serviços e produtos.
c) Influências cíclicas e irregulares: Epidemias diversas, desastres naturais e ataques terroristas.
d) Influências causais como concorrência, número de médicos e mix de pacientes.

Os autores desenvolveram um sistema de previsão que integra três das influências citadas, excluindo as influências cíclicas e irregulares. Foram utilizados 42 dois tipos de modelos univariados, incluindo o ARIMA, suavização exponencial simples, suavização exponencial linear (HOLT), suavização exponencial sazonal, método de Winters entre outros. Os modelos multivariados utilizados foram o OLS de regressão múltipla e o autoregressivo de primeira ordem.

a) Modelo de regressões múltiplas OLS

$$O_{i,t}(m) = b_0 + b_1 X1_{i,t} + b_2 X2_{i,t} + \cdots + b_n Xn_{i,t}$$

b) Modelo auto regressivo de primeira ordem

$$O_{i,t}(m) = b_0 + b_1 X1_{i,t} + b_2 X2_{i,t} + \cdots + b_n Xn_{i,t} + \rho e_{i,t-1}$$

Nas equações apresentadas, $O_{i,t}(m)$ é a variável dependente, *Xi's* são as variáveis predefinidas pelo autor para detalhar as diversas peculiaridades encontradas nas clínicas estudadas. O termo ρ é estimado utilizando o método de Prais-Wisten apresentado no software Time Series Forecasting, versão 9.1 desenvolvido pelo SAS Institute Inc. em 2004.

Conforme previsto pelos autores, a combinação de vários métodos apresentou os melhores resultados.

Conforme visto acima, vários métodos foram utilizados para previsão de ocupação e de demanda de leitos em hospitais. O método mais utilizado para previsão de ocupação global de um hospital para pacientes eletivos e advindos do serviço de emergência foi o ARIMA (Auto-regressivo Integrado de Médias Móveis). Neste trabalho será avaliado, a partir da análise dos dados dos dois hospitais anteriormente citados se a aplicação do modelo de Box Jenkins (ARIMA e SARIMA) e GARCH (Fatores exógenos) podem fornecer resultados que auxiliem o corpo diretivo de um hospital na previsão da demanda de leitos de internação.

Utilizando como referência o livro de Gujarati sobre Econometria pode-se descrever os processos auto-regressivos, os processos de média móvel, O processo auto-regressivo e de médias móveis e finalmente o método de Box-Jenkins.

4.2. Econometria de séries temporais

A previsão é uma parte importante da análise econométrica, para alguns a mais importante. De modo geral, há cinco abordagens à previsão econômica com base em séries temporais. Métodos de suavizamento exponencial, modelos de regressão com uma única equação; modelos de regressão com equações simultâneas; modelos auto-regressivos integrados de médias móveis (ARIMA) e auto regressões vetoriais.

O modelo ARIMA surge com a publicação *Time Series Analysis: Forecasting and Control de Box e Jenkins*. Este modelo enfatiza a análise das propriedades probabilísticas ou estocáticas das séries temporais econômicas. Utiliza a filosofia de *deixar os dados falarem por si*.

4.2.1. Processo auto-regressivo

Um processo auto-regressivo (AR) pode ser representado por:

$$((Y_t - \delta) = \alpha_1(Y_{t-1} - \delta) + \mu_t$$

Onde δ é a media de Y e μ_t é um termo de erro aleatório não correlacionado com média zero e variância constante σ^2 (ruído branco). Y_t segue um processo auto-regressivo estocástico de

primeira ordem, ou AR(1). O valor de *Y* no período *t* depende de seu valor no período anterior e de um termo aleatório; os valores de *Y* são expressos com desvios de seu valor médio. Em outras palavras, este modelo diz que o valor previsto de *Y* no período *t* é simplesmente uma proporção (= α_1) de seu valor no período (*t*-1) mais um choque ou distúrbio aleatório no período *t*. Os valores de *Y* são expressos em torno de seu valor médio.
Se considerarmos este modelo:

$$((Y_t - \delta) = \alpha_1(Y_{t-1} - \delta) + \alpha_2((Y_{t-2} - \delta) + \mu_t$$

Então dizemos que *Yt* segue um processo auto-regressivo de segunda ordem, ou AR(2). Isto é o valor de *Y* no período *t* depende de seu valor nos dois períodos anteriores, sendo que os valores de *Y* são expressos em torno do seu valor médio δ. De modo, geral podemos ter:

$$((Y_t - \delta) = \alpha_1(Y_{t-1} - \delta) + \alpha_2((Y_{t-2} - \delta) + \cdots + \alpha_p(\left(Y_{t-p} - \delta\right) + \mu_t$$

Caso em que *Yt* é um processo auto-regressivo de ordem *p* ou AR(*p*).

4.2.2. Processo de média móvel (MA)

O processo AR, explanado acima não é o único mecanismo que pode ter gerado *Y*. Pode se ter o seguinte modelo para *Y*.

$$Yt = \mu + \beta_0 u_t + \beta_1 u_{t-1}$$

Onde μ é uma constante e *u*, como anteriormente, é o termo de erro estocástico de ruído branco. *Y* no período *t* é igual a uma constante mais uma média móvel dos termos de erro presentes e passados. Assim neste caso, dizemos que *Y* segue um processo de média móvel de primeira ordem, ou MA(1).

Mas se *Y* seguir a expressão:

$$Yt = \mu + \beta_0 u_t + \beta_1 u_{t-1} + \beta_2 u_{t-2}$$

Trata-se de um processo MA(2). De forma mais geral:

$$Yt = \mu + \beta_0 u_t + \beta_1 u_{t-1} + \beta_2 u_{t-2} + \cdots + \beta_q u_{t-q}$$

É um processo MA(q). Em resumo, um processo de média móvel é simplesmente uma combinação linear de termos de erro de ruído branco.

4.2.3. Processo auto-regressivo e de médias móveis (ARMA)

É bem provável que *Y* tenha características tanto de AR como de MA e seja, portanto ARMA. Assim, Y_t, segue um processo ARMA(1,1) se puder ser representado por:

$$Y_t = \theta + \alpha_1 Y_{t-1} + \beta_0 u_t + \beta_1 u_{t-1}$$

Porque contém um termo auto-regressivo e um de média móvel. Então θ representa um termo constante.
De modo geral, em um processo ARMA (*p*,*q*), haverá *p* termos auto-regressivos e *q* termos de média móvel.

4.2.4. Processo auto-regressivo integrado e de médias móveis

Os modelos embasados em séries temporais que examinamos até agora se apoiam na premissa de que as séries temporais envolvidas são (fracamente) estacionárias. Resumidamente a média e a variância de séries fracamente estacionárias são constantes e suas covariâncias não variam com o tempo. Sabe-se que muitas séries temporais econômicas são não estacionárias, isto é, são integradas. Se uma série temporal for integrada de ordem 1[isto é, se for *I*(1)], suas primeiras diferenças são *I*(0), isto é, estacionárias. Do mesmo modo se uma série temporal for *I*(2), sua segunda diferença é *I*(0). Em geral se uma série temporal for *I*(*d*) depois de diferenciá-la *d* vezes obteremos uma série *I*(0).
Portanto, se tivermos que diferenciar uma série temporal *d* vezes para torná-la estacionária e então aplicar-lhe o modelo ARMA (*p*,*q*), dizemos que a série temporal é ARIMA (*p*,*d*,*q*), Isto é, uma série temporal auto-regressiva, integrada e de médias móveis, onde *p* denota o número de termos auto-regressivos; *d*, o número de vezes que devemos diferenciar a série temporal antes que ela se torne estacionária; e q , o número de termos de média móvel. Assim, uma série temporal ARIMA (2,1,2) precisa ser diferenciada uma vez (*d*=1) antes de tornar-se estacionária, e a série estacionária de primeira diferença) assim obtida pode ser modelada como um processo ARMA(2,2), isto é, tem dois processos auto-regressivos e dois termos de média móvel. Obviamente de *d*=0, (isto é, trata-se de uma série estacionária), ARIMA(*p*,*d*=0,*q*) =ARMA(*p*,*q*).

Um processo ARIMA(p,0,0) nada mais é que um processo AR(p) puramente estacionário, um processo ARIMA(0,0,q) é um processo MA(q) puramente estacionário. Dados os valores de p, d e q, sabemos qual o processo está sendo modelado.

4.2.5. O método Box-Jenkins

A questão fundamental para a aplicação do método Box-Jenkins é como saber se a série temporal segue um processo auto-regressivo puro e, sendo assim, qual é o valor de p ou um processo MA puro e, nesse caso, qual é o valor de q, ou se se trata de um processo ARMA e quais são os valores de p e q ou de um processo ARIMA e, nesse caso, deve-se conhecer os valores de d, p e q. O método de Box-Jenkins é útil para responder a esta indagação. Ele consiste em quatro etapas:

1. Identificação: Encontrar os valores adequados de p, d e q.
2. Estimação: Após a identificação dos valores adequados de p e q, passamos à estimação dos parâmetros dos termos auto-regressivos e de médias móveis incluídos no modelo. Às vezes, este cálculo pode ser feito por mínimos quadrados ordinários, mas em outras ocasiões deve-se recorrer a métodos de estimação não lineares (nos parâmetros).
3. Verificação de diagnóstico: Depois de escolhido um dado modelo ARIMA e de estimado seus parâmetros devemos verificar se o modelo escolhido se ajusta razoavelmente aos dados, pois é possível que um outro modelo ARIMA possa realizar a tarefa igualmente. Um teste simples para o modelo escolhido é verificar se os resíduos estimados a partir desse modelo são ruídos brancos; se o forem pode-se aceitar o ajustamento determinado; caso contrário, deve-se recomeçar. Portanto um método Box-Jenkins é um processo interativo.
4. Previsão: uma das razões para a popularidade da modelagem ARIMA é seu sucesso na previsão. Em muitos casos, as previsões obtidas por este método são mais confiáveis do que aquelas obtidas pela modelagem econométrica tradicional, especialmente no caso das previsões de curto prazo.

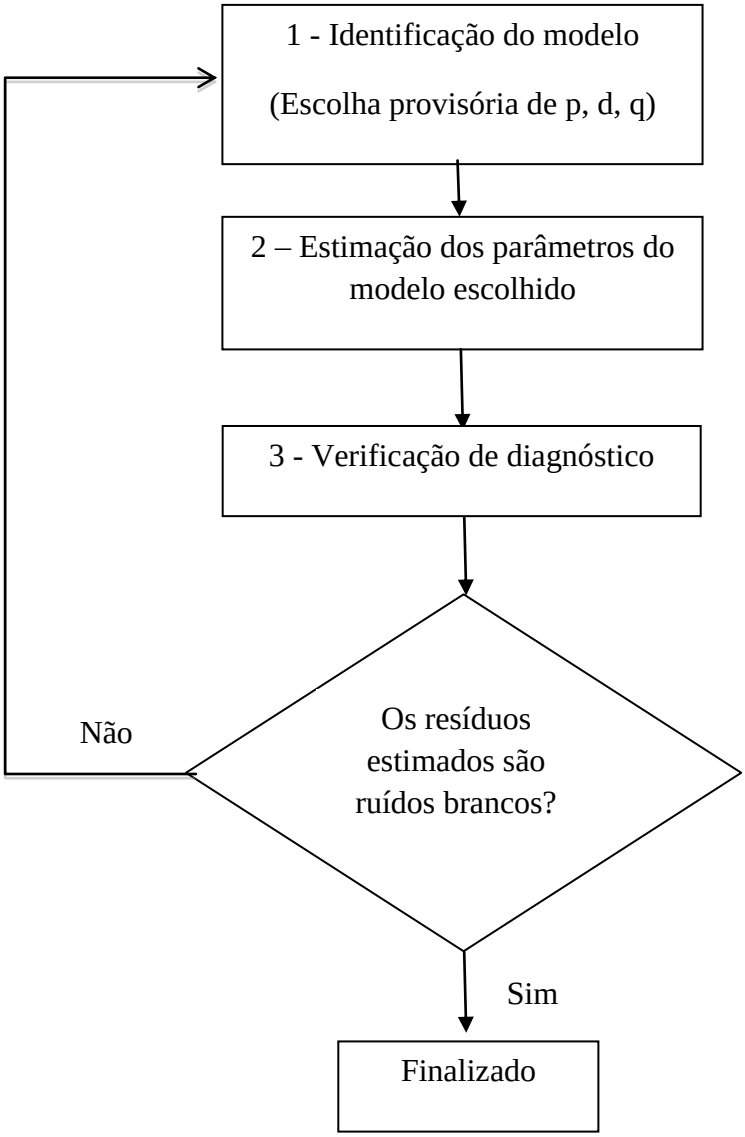

Figura 2 – Fluxograma modelo Box-Jenkins

4.2.6. O método GARCH

No estudo de Jones e Joy (2002) foi demonstrado que a série histórica de atendimentos em um setor de emergência pode exibir o fenômeno de aglomeração de volatilidade, que são períodos onde existem grandes oscilações por extensos períodos de tempo, seguidos de períodos de relativa calma. As séries históricas relativas ao número de atendimentos no setor de emergência dos dois hospitais apresentados neste estudo mostram sinais desta volatilidade. Segundo Gujarati, em sua forma nivelada, estas séries são passeios aleatórios, ou seja: Não estacionárias. Na forma de sua primeira diferença as mesmas são, em geral, estacionárias. Para proceder a modelagem de séries temporais com estas características faz-se necessário a utilização do modelo denominado heterocedasticidade condicional auto-regressiva

(Autoregressive conditional heteroscedaticity – ARCH). Como o nome sugere, a heterocedasticidade, ou variância desigual, pode ter uma estrutura auto-regressiva no sentido de que a heterocedasticidade observada ao longo de diferentes períodos pode ser autocorrelacionada.

Uma forma do modelo ARCH que se tornou popular com a sua evolução é o modelo de heterocedasticidade condicional auto-regressiva generalizada (Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity - GARCH). O modelo GARCH mais simples é o modelo GARCH (1,1), que pode ser escrito como:

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 u_{t-1}^2 + \alpha_2 \sigma_{t-1}^2$$

Que diz que a variância condicional de u no tempo t depende não apenas do termo de erro quadrático do tempo anterior, mas também de sua variância condicional no período de tempo precedente. Esse modelo pode ser generalizado para um modelo GARCH(*p*,*q*) no qual há *p* termos defasados do termo quadrático e *q* termos das variâncias condicionais defasadas.

O conjunto de dados analisado neste trabalho contém a ocupação global diária dos hospitais Hospital Um e Hospital Dois e a quantidade de internações diárias resultantes de atendimentos realizados no serviço de emergência dos dois hospitais. O período de coleta de dados está compreendido entre janeiro de 2009 e dezembro de 2011. As quatro séries históricas foram analisadas com o objetivo de avaliar a aplicação do método ARIMA para previsão diária de ocupação e de quantidade de internações via serviço de emergência. A seguir serão apresentados os resultados da análise das séries históricas.

Foi utilizado para análise o software Eviews, versão 7.

5. ANÁLISE DOS DADOS

5.1. Análise das séries históricas de ocupação

5.1.1. Hospital Um

A série "Ocupação" de 2009 a 2011 do hospital Hospital Um é representada pelo gráfico da figura 3.

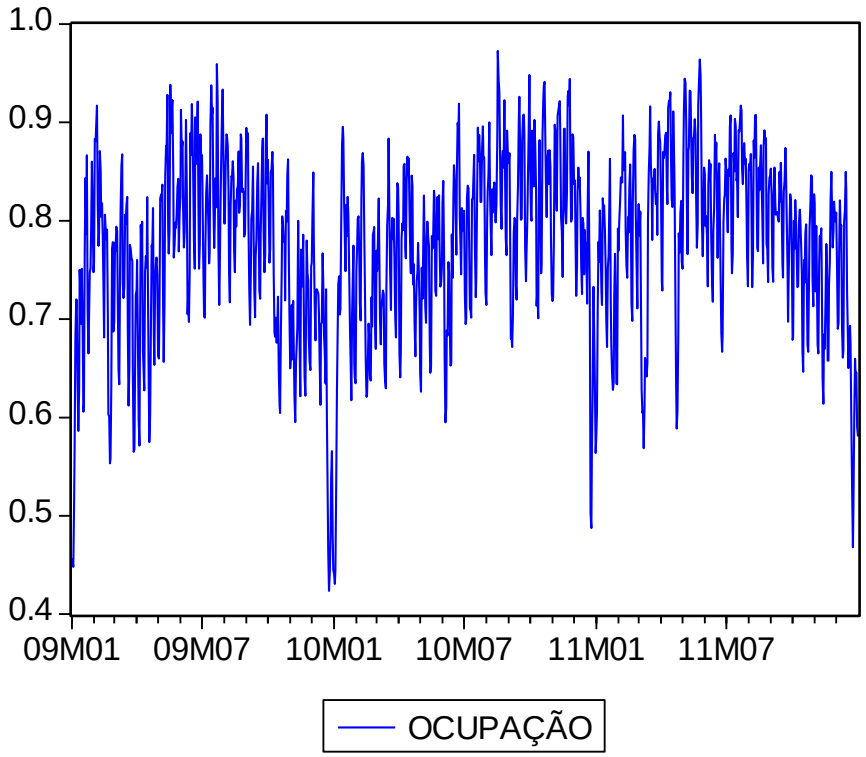

Figura 3 – Representação gráfica da série histórica "Ocupação" do Hospital Um

Conclui-se que a série é estacionária, pois a hipótese nula do teste de Augmented Dickey-Fuller foi rejeitada em um nível de significância de 1% (vide figura 4)

Null Hypothesis: OCUPACAO has a unit root

Exogenous: Constant

Lag Length: 21 (Automatic based on SIC, MAXLAG=21)

		t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic		-3.949871	0.0018
Test critical values:	1% level	-3.436227	
	5% level	-2.864023	
	10% level	-2.568143	

*MacKinnon (1996) one-sided p-values.

Figura 4 – Aplicação do teste de Dickey Fuller a série histórica "Ocupação" do Hospital Um

Ajustou-se à série de dados um modelo ARMA de ordem (1,1), obtendo-se:

Dependent Variable: OCUPACAO

Method: Least Squares

Date: 12/14/12 Time: 11:18

Sample (adjusted): 1/02/2009 12/31/2011

Included observations: 1094 after adjustments

Convergence achieved after 7 iterations

Backcast: 1/01/2009

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	0.776266	0.007091	109.4693	0.0000
AR(1)	0.706081	0.025334	27.87096	0.0000
MA(1)	0.325372	0.034048	9.556388	0.0000

R-squared	0.681164	Mean dependent var	0.776057
Adjusted R-squared	0.680580	S.D. dependent var	0.092047
S.E. of regression	0.052023	Akaike info criterion	-3.071542
Sum squared resid	2.952619	Schwarz criterion	-3.057837
Log likelihood	1683.133	F-statistic	1165.414
Durbin-Watson stat	1.973887	Prob(F-statistic)	0.000000

Inverted AR Roots	.71
Inverted MA Roots	-.33

Figura 5 – Aplicação do método ARMA a série “Ocupação” do Hospital Um

Todos os coeficientes são estatisticamente significativos, a um nível de significância de 0,01 (1%), então se tem o seguinte modelo: Ocupacão = 0,776 + 0,706*AR(1) + 0,325*MA(1). Sendo que as variáveis independentes explicam 68,06% da variância da variável dependente. Praticamente não existe autocorrelação serial (DW=1,974, ou seja, aproximadamente 2). A regressão como um todo é estatisticamente significativa, a um nível de significância de 1% (Prob(F-statistic)=0.000000).

5.1.2. Hospital Dois

A série “Ocupação” de 2009 a 2011 do Hospital Dois é representada pelo gráfico da figura 6.

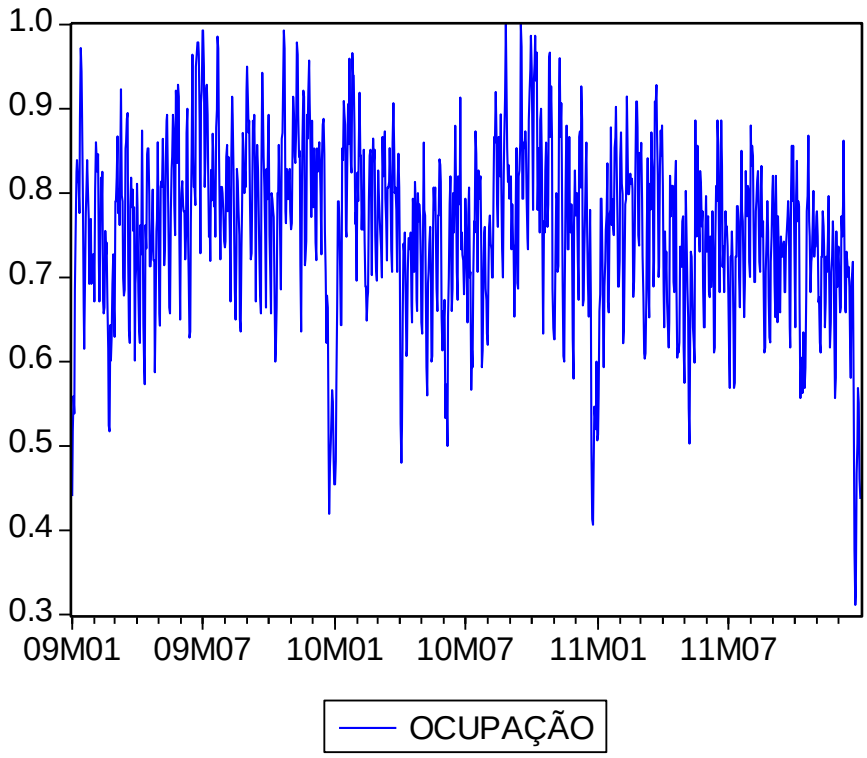

Figura 6 – Representação gráfica da série histórica “Ocupação” do Hospital Dois

Conclui-se que a série é estacionária, pois a hipótese nula do teste de Augmented Dickey-Fuller foi rejeitada em um nível de significância de 1% (vide figura 7)

Null Hypothesis: OCUPACAO has a unit root

Exogenous: Constant

Lag Length: 21 (Automatic based on SIC, MAXLAG=21)

		t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic		-5.075730	0.0000
Test critical values:	1% level	-3.436227	
	5% level	-2.864023	
	10% level	-2.568143	

*MacKinnon (1996) one-sided p-values.

Figura 7 – Aplicação do teste de Dickey Fuller a série histórica “Ocupação” do Hospital Dois

Ajustou-se à série de dados um modelo ARMA de ordem (1,1), obtendo-se:

Dependent Variable: OCUPACAO

Method: Least Squares

Date: 12/28/12 Time: 10:40

Sample (adjusted): 1/02/2009 12/31/2011

Included observations: 1094 after adjustments

Convergence achieved after 5 iterations

Backcast: 1/01/2009

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	0.757112	0.006969	108.6357	0.0000
AR(1)	0.615814	0.030796	19.99653	0.0000
MA(1)	0.300747	0.037299	8.063065	0.0000

R-squared	0.574019	Mean dependent var	0.757203
Adjusted R-squared	0.573238	S.D. dependent var	0.104238
S.E. of regression	0.068096	Akaike info criterion	-2.533070
Sum squared resid	5.058976	Schwarz criterion	-2.519366
Log likelihood	1388.589	F-statistic	735.0724
Durbin-Watson stat	1.996697	Prob(F-statistic)	0.000000

Inverted AR Roots	.62
Inverted MA Roots	-.30

Figura 8 – Aplicação do método ARMA a série “Ocupação” do Hospital Dois

Todos os coeficientes são estatisticamente significativos, a um nível de significância de 0,01 (1%), gerando o seguinte modelo: Ocupação = 0,757 + 0,616*AR(1) + 0,301*MA(1)

As variáveis independentes explicam 57,32% da variância da variável dependente. Praticamente não existe auto correlação serial (DW=1,997, ou seja, aproximadamente 2). A regressão como um todo é estatisticamente significativa, a um nível de significância de 1% (Prob(F-statistic)=0.000000).

A partir da análise dos dados de ocupação podemos concluir que o método ARIMA apresentou um resultado satisfatório na previsão da ocupação diária para curto prazo dos dois hospitais. Este resultado era previsto por trabalhos realizados anteriormente em outros países. Os dois hospitais, apesar de apresentarem características diferentes de tempo médio de permanência, especialidades atendidas e número de cirurgias realizadas, podem ter sua ocupação prevista a partir do método ARIMA.

5.2. Análise das séries históricas de internações geradas por atendimentos no serviço de emergência.

5.2.1. Hospital Um

A série histórica “Internações via Emergência” do Hospital Um é representada pelo gráfico apresentada na figura 9.

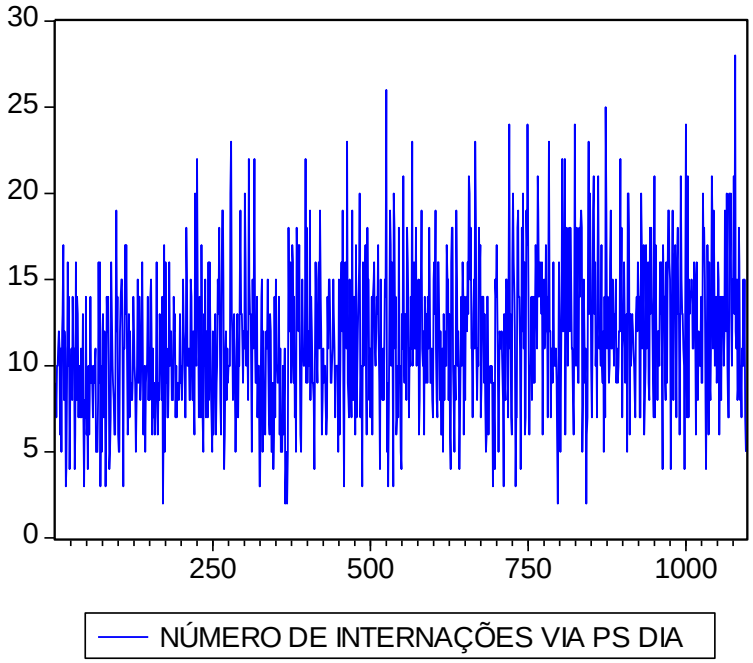

Figura 9 – Representação gráfica da série histórica "Internações via Emergência" do Hospital Um

Conclui-se mais uma vez que a série é estacionária, pois a hipótese nula do teste de Augmented Dickey-Fuller foi rejeitada em um nível de significância de 1% (vide figura 10).

Null Hypothesis: INTERNACOES has a unit root

Exogenous: Constant

Lag Length: 13 (Automatic based on SIC, MAXLAG=21)

		t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic		-5.538658	0.0000
Test critical values:	1% level	-3.436182	
	5% level	-2.864003	
	10% level	-2.568133	

*MacKinnon (1996) one-sided p-values.

Figura 10 – Aplicação do teste de Dickey Fuller a série histórica "Internações via Emergência" do Hospital Um.

Seguindo a metodologia aplicada para os dados de ocupação diária, ajustou-se à série de dados um modelo ARMA de ordem (1,1), obtendo-se:

Dependent Variable: INTERNACOES
Method: Least Squares
Date: 03/22/13 Time: 11:55
Sample (adjusted): 2 1095
Included observations: 1094 after adjustments
Convergence achieved after 11 iterations
Backcast: 1

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	11.49090	0.156297	73.51972	0.0000
AR(1)	0.172722	0.162805	1.060911	0.2890
MA(1)	0.010245	0.165264	0.061991	0.9506

R-squared	0.033286	Mean dependent var	11.49177
Adjusted R-squared	0.031514	S.D. dependent var	4.301687
S.E. of regression	4.233363	Akaike info criterion	5.726609
Sum squared resid	19552.20	Schwarz criterion	5.740313
Log likelihood	-3129.455	F-statistic	18.78266
Durbin-Watson stat	1.997443	Prob(F-statistic)	0.000000

Inverted AR Roots	.17
Inverted MA Roots	-.01

Figura 11 – Aplicação do método ARMA a série “Internações via Emergência” do Hospital Um

A análise da aplicação do método ARIMA aos dados do Hospital Um apresentou um resultado insatisfatório, pois um dos coeficientes apresenta um valor que não é estatisticamente significativo e o parâmetro relativo ao teste R Quadrado (“R-Squared”) apresenta um valor extremamente baixo.

5.2.2. Hospital Dois

A série histórica “Internações via Emergência” do Hospital Um é representada pelo gráfico apresentada na figura 12.

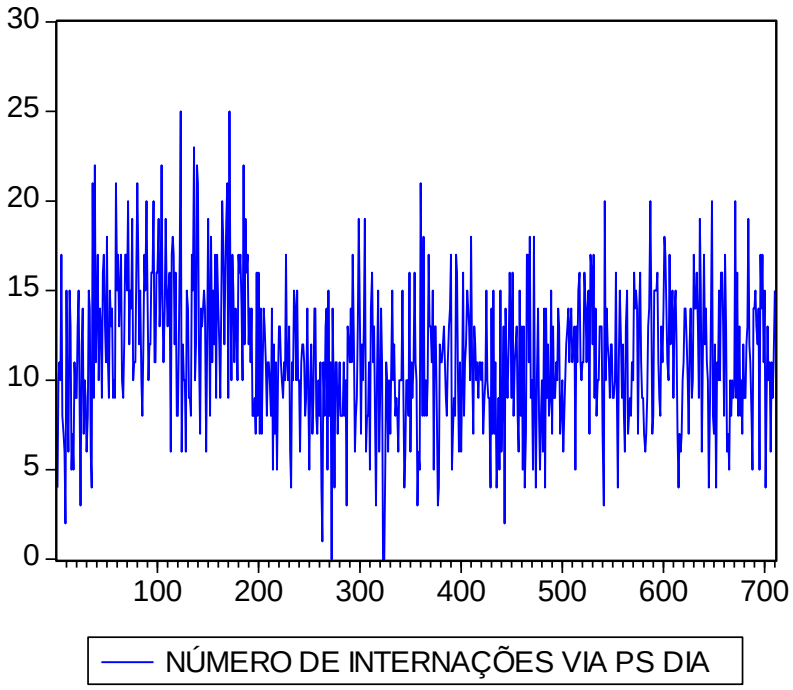

Figura 12 – Representação gráfica da série histórica “Internações via Emergência” do Hospital Dois

Conclui-se que a série é estacionária, pois a hipótese nula do teste de Augmented Dickey-Fuller foi rejeitada em um nível de significância de 1% (vide figura 13).

Null Hypothesis: INTERNACOES has a unit root

Exogenous: Constant

Lag Length: 6 (Automatic based on SIC, MAXLAG=19)

		t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic		-6.071257	0.0000
Test critical values:	1% level	-3.439424	
	5% level	-2.865435	
	10% level	-2.568900	

*MacKinnon (1996) one-sided p-values.

Figura 13 – Aplicação do teste de Dickey Fuller a série histórica “Internações via Emergência” do Hospital Dois.

Seguindo a metodologia aplicada para os dados de ocupação diária, ajustou-se à série de dados um modelo ARMA de ordem (1,1), obtendo-se:

Dependent Variable: INTERNACOES
Method: Least Squares
Date: 03/22/13 Time: 11:00
Sample (adjusted): 2 710
Included observations: 709 after adjustments
Convergence achieved after 10 iterations
Backcast: 1

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	11.53884	0.637689	18.09477	0.0000
AR(1)	0.983286	0.010134	97.03235	0.0000
MA(1)	-0.928363	0.020872	-44.47960	0.0000

R-squared	0.091149	Mean dependent var	11.39069
Adjusted R-squared	0.088574	S.D. dependent var	4.037742
S.E. of regression	3.854776	Akaike info criterion	5.540725
Sum squared resid	10490.67	Schwarz criterion	5.560037
Log likelihood	-1961.187	F-statistic	35.40247
Durbin-Watson stat	1.939156	Prob(F-statistic)	0.000000

Inverted AR Roots	.98
Inverted MA Roots	.93

Figura 14 – Aplicação do método ARMA a série “Internações via Emergência” do Hospital Dois

Pode-se inferir da figura 14 apresentada acima, que o parâmetro relativo ao teste do R quadrado (“R Squared”) apresenta valor extremamente baixo, o que mostra que o método ARIMA também não apresenta um resultado satisfatório para a previsão de internações geradas por atendimentos de emergência.

6. DISCUSSÃO

Identificou-se neste trabalho que é possível a realização de previsões satisfatórias de ocupação global para hospitais utilizando-se o método ARIMA, reiterando os achados em trabalhos anteriores.

Chega-se também a conclusão de que não é possível obter previsões satisfatórias do número de internações diárias geradas por atendimentos de emergência em nenhum dos dois hospitais estudados assim com já havia sido concluído por Jones e Joy (2002) e Abraham et al. (2007). As duas maiores diferenças entre os dois hospitais são a diversidade de especialidades atendidas (O Hospital Dois apresenta um serviço de emergência que atende a várias diferentes especialidades médicas e o Hospital Um atende somente a casos cardiológicos e ortopédicos) e o fato do Hospital Um atender múltiplas operadoras de saúde e do Hospital Dois ter em torno de 94% de seus atendimentos concentrados em apenas uma operadora de saúde. A média do número de atendimentos dos dois hospitais gira em torno de 3500 atendimentos por mês. Nenhuma característica foi capaz de manter um número uniforme de atendimentos de emergência. Os dados de internações advindas do serviço de emergência do Hospital Um apresentaram uma média de 11,49 para um desvio padrão de 4,30. Os dados do Hospital Dois também apresentaram um alto desvio padrão (4,04) em relação à média (11,38). Este parece ser o maior motivo para que não seja possível gerar uma previsão satisfatória utilizando o método ARIMA.

7. CONCLUSÃO

Pelo modelo apresentado neste trabalho, a ocupação de um hospital é formada pela composição dos diversos caminhos de internação e pela altas hospitalares. Certamente não é necessário prever a quantidade de internações geradas pelo serviço de emergência para a previsão da utilização de leitos hospitalares. Utilizando-se o método ARIMA podemos prever a ocupação global do hospital de forma bastante satisfatória. O conhecimento da ocupação global é um importante fator gerencial para que possamos atuar na agenda de pacientes eletivos de um hospital e evitar o possível "overbooking" e os inconvenientes gerados para os pacientes e para todos os envolvidos no processo. Os transtornos gerados para os profissionais assistenciais e para a operação do hospital são bastante intensos e podem ser claramente identificados no dia a dia de uma instituição que não possui um gerenciamento de leitos eficiente. Fica evidente que o trabalho de gerenciamento de leitos é multidisciplinar e interessa a diversos setores do hospital. Cabe a equipe que gerencia as informações de ocupação que as dissemine e incentive sua utilização para a melhoria dos diversos processos de assistência e de apoio à assistência.

Como sugestão para trabalhos futuros podem ser realizados estudos de previsão de ocupação de leitos utilizados por pacientes externos e trabalhos de simulação. Estes podem auxiliar no entendimento dos diversos fluxos de pacientes em um hospital ou em centros de diagnósticos, laboratórios e clínicas. É importante que seja avaliada também a necessidade da internação de pacientes via setor de emergência, utilizando-se indicadores de alta precoce.

REFERÊNCIAS

ANONYMOUS**.** Improving patient flow, patient satisfaction and patient safety**.** Hospitals & Health Networks; 81, 11; **ABI/INFORM Global** p.28, Nov 2007.

CADERNO de Informação da Saúde Suplementar: beneficiários, operadoras e planos, Agência Nacional de Saúde Suplementar – Ano 1, 2006.

CHAMPION, ROBERT et al. Forecasting emergency department presentations. **Australian Health Review;** 31, 1; **ABI/INFORM Global** p.83, Feb 2007.

COTE, MURRAY J; TUCKER, STEPHEN **Four methodologies to improve healthcare demand forecasting.** L Healthcare Financial Management 55, 5; ABI/INFORM Global p.54, 2001.

DELURGIO, S.A. **Forecasting principles and applications.** Burr Ridge, IL: McGraw Hill Irwin, 1998.

DELURGIO, S.A; BHAME, C. **Forecasting system for operations management**. Burr Ridge IL: Dow Jones Irwin, 1991.

DELURGIO, S. et al. Forecasting weekly outpatient demands at clinics within a large medical center. **Production and Inventory Management Journal,** *45*(2), p.35-46, 2009.

DOUGHERTY, **D. A. Development of a computer-assisted forecasting model for patient census**. Artigo técnico não publicado, Department of Nutrition and Dietetics, Medical Center, University of Missouri-Columbia, 1971.

EL-DARZI E. et al. A simulation modelling approach to evaluating length of stay, occupancy, emptiness and bed blocking in a hospital geriatric department. **Health Care Management Science**, p.143-149 ,1998.

ENGLE, ROBERT F **. Autoregressive conditional heteroscedaticity with estimates of the variance of United Kingdom inflation.** ABI/INFORM Global p.987, 1982.

FARMER, R.D.; EMAMI, J. Models for forecasting hospital bed requirements in the acute sector. **J Epidemiol Community Health** 44, p.307–312, 1990.

FEDERAÇÃO BRASILEIRA DE HOSPITAIS (FBH). **A diminuição dos leitos hospitalares no Brasil.** Disponível em: <http://fbh.com.br/2011/04/25/a-diminuicao-dos-leitos-hospitalares-no-brasil/>. Acesso em 03 ago. 2012.

GUJARATI, DAMODAR N. **Econometria básica**. Rio de Janeiro: Elsevier – 5ª tiragem, 2006.

G.W. HARRISON. Implications of mixed exponential occupancy distributions and patient flow models for health care planning. **Health Care Management Science** 4, p.37–45, 2001.

HAMEL G.; PRAHALD C.K., **Competing for the future**. Boston: Harvard University Press, 1994.

HARRIS, R. J.; ADAM, E. E. Forecasting patient tray census for hospital food services. **Health Services** Res. V.10, N. 4, p.384-393, 1975.

HARRISON, GARY W. Implications of mixed exponential occupancy distributions and patient flow models for health care **Health Care Management Science**; 4, 1; ABI/INFORM Global pg. 37, 2001.

HELMER, F.T.; OPPERMANN, F.B.; SUVER,L.D. **Forecasting nurse staffing requirements by intensify-of-care level interfaces**. Linthicum 10 (3): 50, 1980

HENDERSON, DIANA; DEMPSEY, CHRISTY; APPLEBY, DEBRA **A case study of successful patient flow methods:** St. John's Hospital. Frontiers of Health Services Management; 20, 4; ABI/INFORM Global p.25, 2004.

HUSSAIN, S.; HARRISON, R.; AYRES,J.; WALTER, S.; HAWKER, J.; WILSON, R.; SHUKUR, G.; Estimation and forecasting hospital admissions due to influenza: planning for winter pressure, the case of West Midlands, UK. **Journal of Applied Statistics**, 32 (30): 191-205, 2005.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA (IBGE) – **Assistência Médico-sanitária: Número de leitos hospitalares públicos por habitante.** Disponível em: < http://tabnet.datasus.gov.br/cgi/tabcgi.exe?idb2011/e02.def>. Acesso em 12 dez. 2012.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA (IBGE) – **Assistência Médico-sanitária: Número de leitos hospitalares privados por habitante**. Disponível em: <http://tabnet.datasus.gov.br/cgi/tabcgi.exe?idb2011/e02.def>. Acesso em 12 dez. 2012.

ITALIANI, F. **Gestão de pessoas:** A principal ferramenta para o sucesso. [S.l.]: 2002. Disponível em: http://www.portaldomarketing.com.br/Artigos/Gestão%20 de%20 pessoas.htm>. Acesso em: 06 ago. 2012.

JIANG, JIANCHENG; ZHAO, QUANSHUI; YER VAN HUI Robust modelling of ARCH models. **Journal of Forecasting** 20. 2. P.111-133, 2001.

JONES, SIMON ANDREW; JOY, MARK PATRICK; PEARSON, JON. Forecasting demand of emergency care. **Health Care Management Science***;* 5, 4; ABI/INFORM Global p.297, 2002.

JONES, S.A.; JOY, M.P. Forecasting demand of emergency care. **Health Care management Sci**, 5(4), p.297-305, 2002.

KAO E.P.C.; POKLADNIK F.M. Incorporating exogenous factors in adaptive forecasting of hospital census. **Manage Sci** 24, p.1677–1686, 1978.

K. WANG, K.K.W. YAU AND A.H. LEE, A hierarchical Poisson mixture regression model to analyse maternity length of hospital stay. **Statistics in Medicine** 21 (2002) 3639–3654.

LIN W.T. Modeling and forecasting hospital patient movements: univariate and multiple time series approaches. **Int J Forecast** 5, p.195–208, 1989.

MACKAY, MARK; LEE, MICHAEL. Choice of models for the analysis and forecasting of hospital beds. **Health Care Management Science.** V. 8, N. 3, 221-230, DOI: 10.1007/s10729-005-2013-y, 2005.

MARSHALL A, VASILAKIS C, EL-DARZI E Length of stay-based patient flow models: recent developments and future directions. **Health Care Manage Sci** 8:213–220, 2005.

MARSHALL, ADELE; VASILAKIS, CHRISTOS; EL-DARZI, ELIA. Length of Stay-Based Patient Flow Models: Recent Developments and Future Directions. **Health Care Management Science** 8, p.213–220, 2005.

MAY, ELLEN LANSER. Optimizing patient flow. **Healthcare Executive** 19, 6; ABI/INFORM Global p. 32, 2004.

MILNER, P.C. Forecasting the demand on accident and emergency department in health districts in the trent region. **Stat Med;** 7: 1061-72, 1988.

MILNER, P.C. Ten year follow up of ARIMA forecasts for attendances at accident and emergency department in the trent region. **Stat Med**; 16: 2117-25, 1997.

MINISTÉRIO DA SAÚDE: Rede Interagencial de Informações para a Saúde (RIPSA). **Taxa de crescimento da população**. Disponível em: <http:// tabnet.datasus.gov.br/cgi/tabcgi.exe?idb2010/e02.def>. Acesso em 20 jan. 2013.

OBSERVATÓRIO ANAHP. Associação Nacional de Hospitais Privados, Edição 4, p.72-73, 2012

OPPERMANN, EDWARD B.; SUVER, JAMES D. **Forecasting nursing staffing requirements by intensity-of-care level** - *Interfaces* 10:50-56; doi:10.1287/inte.10.3.50, 1980.

STEVEN J. LITTIG & MARK W. ISKEN. Short term hospital occupancy prediction. **Health Care Manage Sci** 10:47–66 doi 10.1007/s10729-006-9000-9, 2007.

VANDERBY S.; CARTE M.W. An evaluation of the applicability of system dynamics to patient flowmodelling. **Journal of the Operational Research Society** 61, p.1572–1581. doi:10.1057/jors.2009.150, 2010.

WANG, K.; YAU, K.K.W.; LEE, A.H. A Hierarchical Poisson mixture regression model to analyse maternity length of hospital stay. **Statistics in Medicine** 21 (2002) 3639–3654.

WOOD, S. D. Forecasting patient census: commonalities in time series models. **Health Services Res**., V.11, N. 2, p.158-165, 1976.