

PROPOSIÇÃO DE INDICADORES COMO MEDIDAS DE DESEMPENHO DE UMA UNIDADE DE PRONTO ATENDIMENTO

Laryssa Carvalho de Amaral (UNIVERSIDADE FEDERAL FLUMINENSE)
laryssaamaral@id.uff.br

Ana Paula Barbosa Sobral (UNIVERSIDADE FEDERAL FLUMINENSE)
ana_sobral@id.uff.br

Robisom Damasceno Calado (UNIVERSIDADE FEDERAL FLUMINENSE)
robisomcalado@id.uff.br

Harvey José Santos Ribeiro Cosenza (UNIVERSIDADE FEDERAL FLUMINENSE)
harveycosenza@gmail.com

Luis Enrique Valdiviezo Viera (UNIVERSIDADE FEDERAL FLUMINENSE)
luisvaldiviezo@id.uff.br

Resumo

A abordagem Lean e a metodologia seis sigma na saúde, junto com suas ferramentas, buscam oferecer uma maior qualidade de serviço hospitalar. Para isto, faz-se necessário o uso de métricas a fim de avaliar e ajudar nas tomadas de decisões promovendo melhoria contínua nos processos. O método utilizado para alcançar esse objetivo foi o DMAIC, uma abordagem estruturada que consiste em Definir, Medir, Analisar, Melhorar e Controlar. A Análise Fatorial, uma técnica da Estatística Multivariada, foi escolhida para obtenção dos indicadores mais relevantes para avaliar o desempenho de uma Unidade de Pronto Atendimento (UPA). Ao final do estudo, foram identificados três indicadores de desempenho globais essenciais para a UPA estudada: Indicador de Eficiência Hospitalar, Indicador de Serviço Médico e Indicador de Ciclo de Triagem. Estes indicadores foram identificados após a aplicação da técnica estatística, o que promove sua relevância e capacidade de fornecer uma visão abrangente do desempenho da unidade, gerando informações cruciais para a tomada de decisões e aprimoramento dos processos. Com a Análise Fatorial, foi possível passar de nove variáveis para três indicadores de desempenho, e desta forma, a sua utilização foi fundamental para simplificar o extenso banco de dados, tornando-o mais acessível e compreensível para a gestão da Unidade de Pronto Atendimento (UPA). Embora tenha apresentado algumas limitações, os resultados obtidos foram satisfatórios, uma vez que corresponderam aos objetivos definidos inicialmente. Isso proporcionou uma interpretação clara e útil dos dados, fornecendo informações concisas e

valiosas para aprimorar a gestão e as tomadas de decisão na UPA devido a redução da dimensionalidade dos dados.

Palavras-Chaves: indicador; desempenho; análise fatorial; DMAIC; unidade de pronto atendimento.

1. Introdução

o Lean, junto com suas ferramentas, mostra uma grande eficiência, pois possibilita a identificação dos riscos relacionados à assistência à saúde, bem como a análise e implementação de barreiras para evitá-los. O Lean possui a capacidade de reduzir o tempo de espera no processo de admissão dos pacientes, assim como o despendido por eles dentro de uma unidade de atendimento, buscando mecanismos de controle do uso racional dos recursos, que possam promover uma melhor qualidade de vida para os pacientes e reduzir custos (Amaral et al., 2020). A metodologia Seis Sigma é uma abordagem para melhorar produtos, serviços e processos, reduzindo defeitos e variabilidade. O objetivo é tornar o processo 99,99996% livre de falhas. A união do Seis Sigma com o Lean forma o Lean Six Sigma, usado para coletar e analisar dados, melhorar o desempenho e eliminar desperdícios/erros nos processos operacionais. As ferramentas do Lean Six Sigma são usadas para tomada de decisão. (Couglin; Posencheg, 2019; Dellifrairie et al., 2010).

Análogo a isso, os indicadores podem ser implementados ao longo de um projeto Lean Six Sigma como meio de mensurar e analisar os dados coletados. Os indicadores podem ser empregados, por exemplo, como uma ferramenta para quantificar como os resultados das Unidades de Pronto Atendimento (UPA) podem ser classificados, no que diz respeito à eficiência e qualidade dos serviços prestados aos seus usuários. Além disso, por meio desses indicadores, será possível comparar os valores assumidos “antes” e “depois” da implantação do projeto Lean nas UPA, acompanhado de uma tomada de ação gerencial (Sobral et al., 2021).

Desta maneira, o objetivo deste documento fomenta-se em propor um conjunto de indicadores de desempenho global para uma Unidade de Pronto Atendimento, por meio de ferramenta estatística.

2. Referencial Teórico

2.1 Caracterização da upa – 24 horas

Os dados obtidos para realização deste trabalho são de uma Unidade de Pronto Atendimento (UPA). Essas unidades são responsáveis por concentrar os atendimentos de saúde de complexidade intermediária, compondo uma rede organizada em conjunto com a atenção básica e a atenção hospitalar pertencentes ao Sistema Único de Saúde – SUS (Ministério da Saúde, 2010).

A principal ênfase da Unidade de Pronto Atendimento (UPA) está na configuração de sua estrutura, no bem-estar proporcionado pelas instalações e na qualidade dos equipamentos. Esta é a primeira vez em que um elemento do SUS foi concebido com rigorosos critérios estruturais, o que não existia antes com os prontos-socorros e hospitais com emergências. De fato, a implantação das UPA evoluiu do modelo de pronto-socorro que não tinha resolutividade, espaço físico, equipe qualificada, material, medicamento e outras ineficiências (O’Dwyer et al., 2017).

As Unidades de Pronto Atendimento são classificadas a partir do seu porte, que é caracterizado pelo tamanho da população na região onde localiza-se a UPA. Os portes são caracterizados na Tabela 1:

Tabela 1: Definição dos Portes aplicáveis à UPA

Classificação das UPA	População da área de abrangência da UPA	Área física mínima	Número de atendimentos médicos em 24 horas	Número mínimo de médicos por plantão	Número mínimo de leitos de observação
Porte I	50.000 a 100.000 habitantes	700 m ²	Até 150 pacientes	2 médicos	7 leitos
Porte II	100.001 a 200.000 habitantes	1000 m ²	Até 300 pacientes	4 médicos	11 leitos
Porte III	200.001 a 300.000 habitantes	1300 m ²	Até 450 pacientes	6 médicos	15 leitos

Fonte: Adaptado de Ministério da Saúde (2010).

2.2 Indicadores

A elaboração de indicadores tem como objetivo a compreensão dos movimentos internos que possam influenciar os resultados de acordo com as expectativas das partes interessadas, que são chamadas na literatura de *Stakeholders*. Além disso, os indicadores são influentes na tomada de decisões para as empresas, pois geram decisões mais acertadas com base em números concretos (Neely; Adams; Crowe, 2001).

Os indicadores de saúde são selecionados com base nos objetivos diários, visando a resolução de problemas enfrentados pelos gestores. Cada indicador possui uma meta a ser atingida em um período específico, e a diferença entre o valor atual e a meta é denominada *gap* (lacuna). A detecção desse desvio deve motivar os gestores a identificar causas e implementar ações corretivas/preventivas para alcançar os resultados desejados (Sobral et al., 2023).

2.3 Estatística Multivariada

A Estatística Multivariada tem como objetivo tornar mais simples e fácil a interpretação da situação estudada por meio da construção de índices de maneira condensada das informações originais (Mingoti, 2005). Sendo assim, torna-se mais eficiente monitorar diversas variáveis através de uma única medida e não através de várias (Endo, 1986). A criação destas métricas pode ser realizada através da utilização da Análise Fatorial, ou seja, quando se possui um número considerável de variáveis, em que todas são importantes (Fachel, 1976). Assim como mencionado por Swisher, Beckstead e Bebeau (2004), a Análise Fatorial pode ser utilizada para aumentar e clarear o discernimento na realização dos projetos quando há o envolvimento de diversas variáveis.

2.3.1 Análise Fatorial

A Análise Fatorial (AF) é empregada na exploração de padrões ou relações subjacentes entre um extenso conjunto de variáveis, visando determinar a possibilidade de resumir a informação em um conjunto reduzido de fatores. Um fator pode ser descrito como uma composição linear das variáveis originais, portanto, a Análise Fatorial é usada para investigar as relações entre muitas variáveis e organizá-las em um conjunto menor de fatores (Matos; Rodrigues, 2019).

Modelo de Análise Fatorial via Matriz de Correlação

Mingoti (2005), mostra a Análise Fatorial construída via matriz de correlação teórica $P_{p \times p}$. Sendo um modelo que associa linearmente as variáveis padronizadas e os m fatores comuns, desconhecidos inicialmente. As equações do modelo podem ser expressas por (1):

$$\begin{aligned} Z_1 &= l_{11}F_1 + l_{12}F_2 + \cdots + l_{1m}F_m + \varepsilon_1 \\ Z_2 &= l_{21}F_1 + l_{22}F_2 + \cdots + l_{2m}F_m + \varepsilon_2 \\ &\vdots = \vdots \quad \quad \quad \vdots \quad \quad \quad \vdots \quad \quad \quad \vdots \\ Z_p &= l_{p1}F_1 + l_{p2}F_2 + \cdots + l_{pm}F_m + \varepsilon_p \end{aligned} \quad (1)$$

Em notação matricial:

$$D(X - \mu) = LF + \varepsilon \quad (2)$$

Onde:

D: Matriz de covariância dos dados de X;

X: Vetor aleatório das variáveis originais;

μ : Vetor média das variáveis de X;

p: número de variáveis estudadas

L: Matriz em que contém parâmetros (constantes) a qual indica a relação entre as variáveis originais em X e os fatores extraídos;

F: Matriz de fatores;

ε : Vetor de erros ou resíduos que não puderam ser explicados pelos fatores extraídos.

Segundo Mingoti (2005, p. 94) “o coeficiente l_{ij} , comumente chamado de *loading*, é o coeficiente da i-ésima variável padronizada Z_i no j-ésimo fator F_j e representa o grau de relacionamento linear entre $Z_i, i = 1, 2, \dots, p$ e $F_j, j = 1, 2, \dots, m$ ”. [...] O objetivo desta etapa é “identificar as novas m variáveis, interpretá-las e calcular seus escores assim como foi feito na análise de componentes principais.”

Estimação do número de fatores

Para determinar o número de fatores, destaca-se a Análise dos Componentes Principais e Análise dos Fatores Comuns, no qual possui os seguintes critérios:

Critério 1: A análise da proporção da variância total relacionada com cada autovalor. Permanecem autovalores que representam maiores proporções da variância total e, portanto, o valor de m será igual ao número de autovalores retidos.

Critério 2: A ideia básica desse critério é manter no sistema novas dimensões que representem pelo menos a informação de variância de uma variável original, sendo proposto por Kaiser (1958), o autovalor maior do que um será o escolhido.

Critério 3: Para este critério, procura-se no gráfico *Scree Plot* ou Diagrama de Inclinação um “ponto de salto”, que estaria representando um decréscimo de importância em relação à variância total.

Para Mingoti (2005), o método de Análise dos Componentes Principais é utilizado como técnica exploratória, tendo como propósito extrair os fatores e chegar em um grupo de fatores, os quais moldam uma combinação linear da matriz de correlações ou das variáveis originais. A autora acrescenta que o escore (pontuação fatorial) para cada fator, é calculado a fim de empregar valores numéricos em diversas outras análises. Logo, “para cada elemento amostral $k, k = 1, 2, \dots, n$, o seu escore no fator F_j é calculado” (Mingoti, 2005, p. 107). Sendo expresso por (3):

$$F_{jk} = w_{j1}Z_{1k} + w_{j2}Z_{2k} + \dots + w_{ji}Z_{pk} \quad (3)$$

Tem-se que $Z_i, i = 1, 2, \dots, p$ são as variáveis padronizadas, $F_j, j = 1, 2, \dots, m$, os fatores e w_{ji} são os coeficientes dos escores fatoriais correspondentes, gerados por regressão (Mingoti, 2005).

Rotação de fatores

Neste trabalho, Segundo Mingoti (2005), tem-se dois métodos de rotação: ortogonal e não ortogonais (oblíquos).

No método da rotação ortogonal preserva a orientação original entre os fatores, mantendo-os perpendiculares após a rotação. Além disso, os fatores se tornam independentes e não estão correlacionados entre si. A estratégia adotada para interpretá-los na rotação ortogonal é examinar as variáveis que apresentam as maiores cargas fatoriais em cada fator, as quais são aquelas que estão fortemente associadas a esse fator, podendo assim, serem agrupadas e

interpretadas em termos mais abrangentes do fator em questão. É estabelecido alguns critérios para encontrar a matriz ortogonal e evitar manipulações de soluções, sendo elas: Critério Varimax, Critério Quartimax e Critério Orthomax (Mingoti, 2005).

Diferentemente das rotações ortogonais, as rotações não ortogonais ou também chamadas de rotações oblíquas, não preservam a estrutura de ajuste original do modelo de Análise Fatorial. Além disso, os fatores são correlacionados entre si, sendo que a grandeza das correlações dependerá do tipo de rotação utilizada, ou seja, dos ângulos de rotação utilizados. Os métodos de rotações não ortogonais dos fatores encontrados nos softwares estatísticos são: Quartmin, Covarimim, Oblimax e Promax (Mingoti, 2005).

Em resumo, a rotação de fatores segundo Mingoti (2005) é uma etapa importante na Análise Fatorial, que busca maximizar a interpretabilidade dos resultados obtidos na extração dos fatores. Existem diferentes métodos de rotação de fatores, e a escolha do mais adequado deve considerar a teoria subjacente ao conjunto de dados e o objetivo da Análise Fatorial.

Validação do Modelo de Análise Fatorial

Mingoti (2005) cita uma estratégia de 4 passos para validação do modelo de Análise Fatorial conforme proposto por Jonhson e Wiehern (2002), são eles:

Passo 1: Realizar a Análise Fatorial pelo Método de Componentes Principais, utilizando a rotação Varimax, a fim de verificar se existe alguma diferença em relação ao método inicialmente utilizado (sem rotação);

Passo 2: Realizar a Análise Fatorial por algum outro método alternativo como pelo método dos fatores principais ou pelo método de Mínimos Quadrados não Ponderados. Ademais, faz-se necessário comparar as soluções do passo 2 com as obtidas no passo 1;

Passo 3: Realizar os métodos anteriores com diferentes números próximos de fatores, a fim de encontrar a melhor solução;

Passo 4: Caso o conjunto de dados seja grande recomenda-se dividir em duas partes do banco de dados e realizar a Análise Fatorial, após isso, comparar as soluções obtidas em cada uma das partes.

Esses passos são importantes para garantir a confiabilidade e validade dos resultados da Análise Fatorial. Por meio da utilização dessas técnicas, é possível identificar a estrutura subjacente das variáveis observadas e examinar as relações entre elas de forma mais precisa e robusta (Mingoti, 2005).

3. Metodologia

A pesquisa científica requer a adoção de métodos específicos para a obtenção de conhecimento. “Pode-se definir método como caminho para se chegar a um determinado fim. E método científico como o conjunto de procedimentos intelectuais e técnicos adotados para se atingir o conhecimento” (Gil, 2008, p. 8).

Desta forma, segue a classificação da pesquisa para este estudo, de acordo com Gil (2008):

Quanto à natureza, define-se por pesquisa aplicada, dado que tem como objetivo gerar conhecimento através de uma aplicação prática dirigida a soluções de problemas específicos. Quanto à abordagem, classifica-se por pesquisa quantitativa, visto que requer o uso de recursos e técnicas estatísticas. Quanto aos objetivos, pesquisa exploratória, porque visa proporcionar maior familiaridade com o problema tornando explícito ou a construir hipóteses. Quanto aos procedimentos, pesquisa ação, pois é um método de investigação social que se fundamenta na prática empírica, sendo desenvolvida em estreita conexão com uma ação específica ou a solução de um problema coletivo, em que os pesquisadores envolvidos na situação colaboram de forma cooperativa ou participativa. Desta maneira, realizou-se uma estreita associação a resolução de um problema coletivo com a aplicação do método DMAIC. Baseada no procedimento de pesquisa *Define, Measure, Analyse, Improve and Control* (DMAIC).

4. Proposição de indicadores

Neste capítulo, são apresentados a caracterização da UPA estudada, os resultados do método DMAIC com Análise Fatorial, utilizando os softwares Minitab 19, SPSS 25 e Microsoft Excel. A execução das etapas do DMAIC também é detalhada.

4.1 Definir

Caracterização da UPA estudada neste Projeto

Os dados utilizados no projeto provêm de uma UPA em São Paulo, Brasil, que oferece atendimento médico de urgência e emergência de alta qualidade. A infraestrutura da UPA

estudada, classificada como porte II, inclui áreas como recepção, consultórios, salas de exames e de emergência, proporcionando assistência médica 24 horas por dia, todos os dias da semana.

Escopo do projeto

Este projeto tem como objetivo propor indicadores de desempenho global para uma UPA com base em variáveis mensuradas. Os stakeholders incluem a equipe administrativa, médicos, enfermeiros, pacientes, professores participantes e a própria aluna responsável pelo projeto. As métricas de desempenho consideradas abrangem a identificação do paciente, número de atendimentos e diversos tempos de ciclo, como recepção, triagem, atendimento, medicação e exame. O método escolhido para obter indicadores significativos é a Análise Fatorial.

Voz do Cliente (VOC) e Crítico para a Qualidade (CTQ)

Para entender as necessidades, expectativas e opiniões do cliente em relação ao projeto, foram empregadas as ferramentas Voz do Cliente (VOC) e Crítico para a Qualidade (CTQ), esta última transformando o VOC em características mensuráveis essenciais para os clientes.

Dessa forma, foi constatado que os clientes querem melhorias no aspecto de identificação do desempenho global para ter processos mais confiáveis e satisfatórios. Portanto, é necessário a criação de um conjunto de indicadores de desempenho global analisando as variáveis já mensuradas. Fundamentado nisso, definiu-se o que é crítico para a qualidade (CTQ).

Declaração do problema

Formulou-se a pergunta norteadora para este projeto a partir do questionamento: Como pode ser estabelecido um critério geral para determinar o desempenho geral de uma Unidade de Pronto Atendimento (UPA), considerando que cada variável mensurada pode apontar um desempenho distinto?

4.2 Medir

Para esta etapa, é necessário empregar a técnica de Análise Fatorial para resolver a descrição do problema. Para isso, esta etapa tem como objetivo elaborar o conjunto de indicadores.

Inicialmente, foram coletados dados do mês de fevereiro do ano de 2021, fornecidos pela responsável da UPA em questão. Tendo, assim, variáveis do tipo contínuo, uma vez que podem assumir qualquer valor dentro do conjunto dos números reais. Antes de iniciar a Análise Fatorial

e suas etapas, recomenda-se realizar uma verificação de possíveis valores atípicos (outliers) e avaliar a distribuição de probabilidade dos dados quanto a qualquer viés. Para isso, as variáveis trabalhadas são: Tempo de Ciclo da recepção, Tempo de Ciclo da triagem, Tempo de Ciclo da medicação, Tempo de Ciclo do exame, LOS sem exame laboratorial, Lead Time, LOS com exame laboratorial, Tempo de atendimento até a alta.

Nesse sentido, foi necessário conduzir um teste estatístico para avaliar a normalidade dos dados. A Tabela 2 mostra o resultado do teste de normalidade, o qual é possível observar que as variáveis possuem distribuição normal para um nível de significância de 1% ($p\text{-valor} \geq 0,01$

Tabela 2: Teste de Normalidade - Kolmogorov-Smirnov

Variáveis empregadas	P-Valor
Tempo de ciclo da recepção	0,01
Tempo de ciclo da triagem	0,01
Tempo de ciclo do atendimento	0,01
Tempo de ciclo da medicação	0,01
Tempo de ciclo do exame	0,01
LOS sem exame laboratorial	0,01
Lead time	0,01
LOS com exame laboratorial	0,01
Tempo de atendimento até a alta do paciente	0,01

H_0 : Dados apresentam distribuição Normal.

H_1 : Dados não apresentam distribuição Normal

Fonte: A autora (2023).

Como as variáveis têm distribuição Normal, pode-se empregar a técnica de Análise Fatorial. Realizou-se uma verificação de *outliers* com o teste de Grubbs, como colocado na Tabela 3, e

então tais *outliers* foram investigados a fim de saber se estes não eram plausíveis de serem representativos da amostra aleatória.

Tabela 3: *Outliers*

Variável	Linha	Outlier
Tempo de ciclo da recepção	73	7
Tempo de ciclo da triagem	210	25
Tempo de ciclo do atendimento	217	25
Tempo de ciclo da medicação	275	180
Tempo de ciclo do exame	314	477
LOS sem exame laboratorial	142	7494
Lead time	142	7483
LOS com exame laboratorial	142	7494
Tempo de atend até a alta	92	-3331665

Fonte: A autora (2023).

Após a verificação dos *outliers* como mostra na Tabela 3, optou-se por remover os seguintes *outliers* com suas respectivas justificativas: Os *outliers* relacionado às variáveis de “Tempo de ciclo da recepção”, “Tempo de ciclo de triagem”, “Tempo de ciclo de exame” podem ser considerados anomalias ou eventos raros, pois não são representativos do comportamento típico dos dados; já os outliers relacionados às variáveis de “LOS sem exame laboratorial”, “Lead time” e “LOS com exame laboratorial” foram removidos por apresentarem uma distância maior dos clusters, com o valor do desvio padrão bem significativo conforme representado na Tabela 4; o *outlier* relacionado a variável “Tempo de atend até a alta” é negativo e não é possível quantificar o tempo dessa maneira, ou seja, dá-se a entender um possível erro de registro de dados.

Tabela 4: Teste de Grubbs

Variável	N	Média	DesvPad	Mín	Máx
Tempo de ciclo da recepção	383	1,472	0,761	0,000	7,000
Tempo de ciclo da triagem	383	3,561	2,025	0,000	25,00
Tempo de ciclo do atendimento	382	5,416	2,151	2,000	25,00
Tempo de ciclo da medicação	380	21,73	25,50	0,00	180,0
Tempo de ciclo do exame	366	69,54	105,17	0,00	477,0
LOS sem exame laboratorial	383	266,2	509,5	2,0	7494
Lead time	362	206,0	481,0	9,0	7483
LOS com exame laboratorial	362	306,8	588,7	3,0	7494
Tempo de atend até a alta	383	-8477	170252	-3331665	7460

Fonte: A autora (2023).

4.2.1 Análise da matriz de correlações e adequação da utilização da Análise Fatorial

Para verificar se há correlação significativa entre as variáveis, foi realizado o teste de correlação de Pearson para cada par de variáveis. Na Tabela 5, é observado que a maior correlação foi entre Lead Time e LOS sem exame laboratorial (0,996) e a menor foi entre tempo de ciclo de atendimento e Tempo de ciclo da recepção (-0,055). Analisando a matriz, observa-se que "LOS sem exame laboratorial", "Lead time", "LOS com exame laboratorial" e "Tempo de atendimento

até a alta” têm altas correlações entre si. Isto sugere que essas variáveis podem estar refletindo uma construção subjacente comum.

Tabela 5: Correlações de Pearson pareadas

Amostra 1	Amostra 2	Correlação	Valor-p
Tempo de ciclo da triagem	Tempo de ciclo da recepção	0,070	0,176
Tempo de ciclo do atendimento	Tempo de ciclo da recepção	-0,055	0,282
Tempo de ciclo da medicação	Tempo de ciclo da recepção	0,045	0,380
Tempo de ciclo do exame	Tempo de ciclo da recepção	0,131	0,012
LOS sem exame laboratorial	Tempo de ciclo da recepção	0,023	0,661
Lead time	Tempo de ciclo da recepção	0,037	0,482
LOS com exame laboratorial	Tempo de ciclo da recepção	0,077	0,143
Tempo de atend até a alta	Tempo de ciclo da recepção	-0,015	0,767
Tempo de ciclo do atendimento	Tempo de ciclo da triagem	-0,004	0,937
Tempo de ciclo da medicação	Tempo de ciclo da triagem	0,023	0,661
Tempo de ciclo do exame	Tempo de ciclo da triagem	-0,009	0,860



LOS sem exame laboratorial	Tempo de ciclo da triagem	-0,012	0,815
Lead time	Tempo de ciclo da triagem	-0,026	0,625
LOS com exame laboratorial	Tempo de ciclo da triagem	-0,013	0,809
Tempo de atend até a alta	Tempo de ciclo da triagem	-0,036	0,481
Tempo de ciclo da medicação	Tempo de ciclo do atendimento	0,024	0,638
Tempo de ciclo do exame	Tempo de ciclo do atendimento	0,022	0,678
LOS sem exame laboratorial	Tempo de ciclo do atendimento	0,080	0,119
Lead time	Tempo de ciclo do atendimento	0,120	0,022
LOS com exame laboratorial	Tempo de ciclo do atendimento	0,104	0,048
Tempo de atend até a alta	Tempo de ciclo do atendimento	0,087	0,088
Tempo de ciclo do exame	Tempo de ciclo da medicação	0,259	0,000
LOS sem exame laboratorial	Tempo de ciclo da medicação	0,240	0,000
Lead time	Tempo de ciclo da medicação	0,168	0,001
LOS com exame laboratorial	Tempo de ciclo da medicação	0,272	0,000

Tempo de atend até a alta	Tempo de ciclo da medicação	0,121	0,019
LOS sem exame laboratorial	Tempo de ciclo do exame	0,251	0,000
Lead time	Tempo de ciclo do exame	0,285	0,000
LOS com exame laboratorial	Tempo de ciclo do exame	0,495	0,000
Tempo de atend até a alta	Tempo de ciclo do exame	0,158	0,002
Lead time	LOS sem exame laboratorial	0,996	0,000
LOS com exame laboratorial	LOS sem exame laboratorial	0,804	0,000
Tempo de atend até a alta	LOS sem exame laboratorial	0,771	0,000
LOS com exame laboratorial	Lead time	0,901	0,000
Tempo de atend até a alta	Lead time	0,944	0,000
Tempo de atend até a alta	LOS com exame laboratorial	0,746	0,000

H_0 : Dados apresentam correlação.

H_1 : Dados não apresentam correlação.

Fonte: A autora (2023).

Foi realizada a estatística KMO e o Teste de esfericidade de Bartlett para verificar a adequabilidade da amostra para a Análise Fatorial. Na Tabela 6 são reportados estes resultados.

Tabela 6: Resultados Teste de KMO e Bartlett

Teste de KMO e Bartlett		
Medida Kaiser-Meyer-Olkin de adequação de amostragem.		0,500
Teste de esfericidade de Bartlett	Aprox. Qui-quadrado	4680,227
	Graus de Liberdade	36
	p-valor.	0,000
H_0 : Não é apropriado realizar Análises Fatoriais		
H_1 : Apropriado realizar Análises Fatoriais.		

Fonte: A autora (2023).

Neste caso, o KMO calculado é de aproximadamente 0,500, valor que considera o mínimo aceitável para a Análise Fatorial, permitindo a continuidade desta análise. Além disso, com o teste de esfericidade de Bartlett, rejeita a hipótese nula em que a matriz de correlações seja a identidade, ou seja, existe correlação entre as variáveis. Com isso, este teste colaborou mais uma vez com a utilização da Análise Fatorial.

4.2.2 Extração dos fatores iniciais e determinação dos fatores

A Tabela 7 mostra as comunalidades, cuja representação é pela variância total explicada em cada variável. Inicialmente, as comunalidades são iguais a 1, e depois da extração, podem variar entre 0 e 1. Quanto mais próximas de 1, mais os fatores comuns explicam a alta variância, ou seja, toda variância é explicada por todos os fatores. Neste caso, a Tabela 7 mostra que cinco variáveis apresentam elevados índices de comunalidade, ou seja, a variância é explicada por estes fatores depois da extração.

Tabela 7: Comunalidades

Comunalidades		
Variáveis estudadas	Inicial	Extração
Tempo de ciclo da recepção	1,000	0,483
Tempo de ciclo da triagem	1,000	0,818
Tempo de ciclo do atendimento	1,000	0,253
Tempo de ciclo da medicação	1,000	0,363
Tempo de ciclo do exame	1,000	0,581
LOS sem exame laboratorial	1,000	0,968
Lead time	1,000	0,955
LOS com exame laboratorial	1,000	0,911
Tempo de atend até a alta	1,000	0,905
Método de Extração: Análise de Componente Principal.		

Fonte: A autora (2023).

Como observado na Tabela 8, empregando-se o Critério de Kaiser, pode-se extrair até três fatores. Além disso, pelo *Scree Plot*, Figura 1 verifica-se que a partir do fator 3 tende a horizontalidade com uma queda abrupta. Por fim, pelo critério de porcentagem de variância acumulada, adota-se reter os fatores que explicam um nível aceitável da variância explicada de 69,30%, reterendo assim três fatores, representados na Tabela 8. Com isso, a melhor escolha são três fatores.

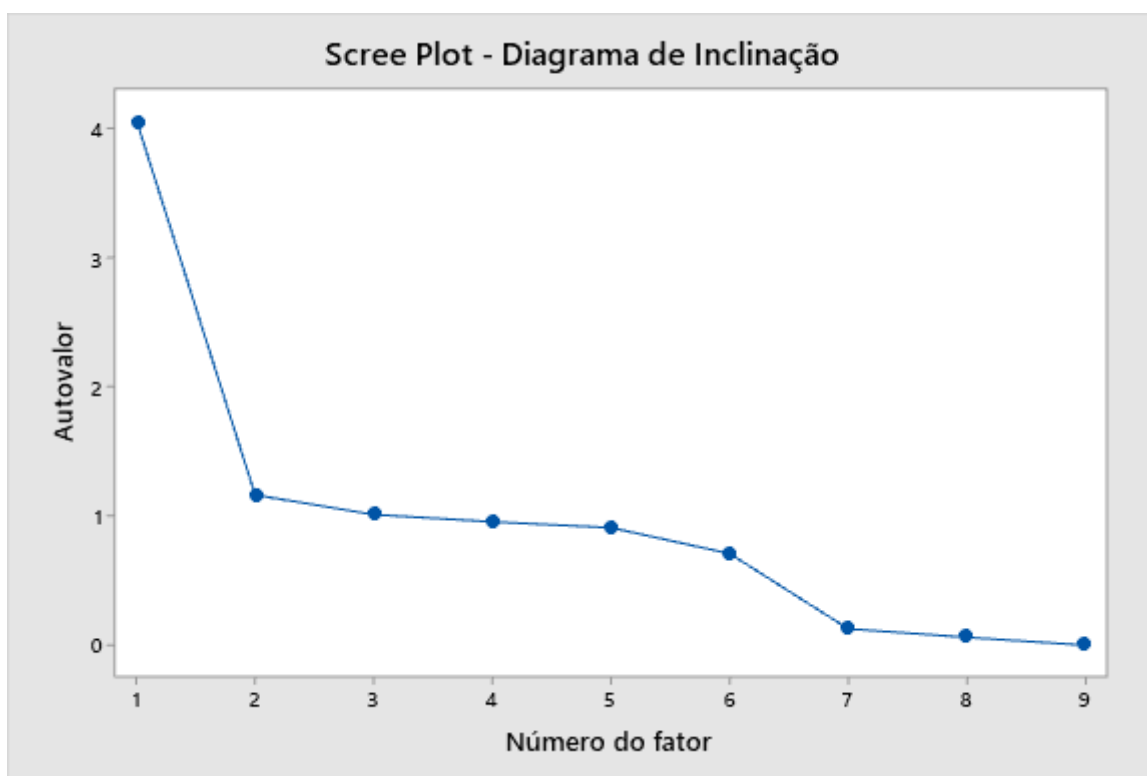
Tabela 8: Autovalores e Percentuais de Variância Explicada

Variância total explicada									
Componente	Autovalores iniciais			Somadas de extração de carregamentos ao quadrado			Somadas de rotação de carregamentos ao quadrado		
	Total	% de variância	% cumulativa	Total	% de variância	% cumulativa	Total	% de variância	% cumulativa
1	4,062	45,134	45,134	4,062	45,134	45,134	3,898	43,310	43,310
2	1,163	12,927	58,061	1,163	12,927	58,061	1,294	14,373	57,684
3	1,011	11,239	69,299	1,011	11,239	69,299	1,045	11,615	69,299
4	,956	10,621	79,920						
5	,910	10,111	90,030						
6	,710	7,885	97,915						
7	,127	1,409	99,324						
8	,061	,675	100,000						
9	4,119E-5	,000	100,000						

Método de Extração: análise de Componente Principal.

Fonte: A autora (2023).

Figura 1: *Scree Plot* (Diagrama de Inclinação)



Fonte: A autora (2023).

Após a definição do número de fatores, segue para a etapa de extração utilizando o método de Análise dos Componentes Principais da matriz de correlação. Sendo assim, na Tabela 9 tem-se as cargas fatoriais não rotacionadas, que possuem correlação com as variáveis originais.

Tabela 9: Cargas Fatoriais Não Rotacionadas

Variável	Fator1	Fator2	Fator3
Tempo de ciclo da recepção	0,105	0,661	-0,187
Tempo de ciclo da triagem	-0,041	0,315	-0,847
Tempo de ciclo do atendimento	0,172	-0,441	-0,169
Tempo de ciclo da medicação	0,378	0,377	0,278
Tempo de ciclo do exame	0,466	0,489	0,353

LOS sem exame laboratorial	0,973	-0,116	-0,091
Lead time	0,958	-0,156	-0,113
LOS com exame laboratorial	0,954	0,017	0,023
Tempo de atend até a alta	0,941	-0,112	-0,085
Variância	4,062 0	1,1634	1,0115
% Variância explicada	0,451	0,129	0,112

Fonte: A autora (2023).

As "Cargas Fatoriais" representam as correlações entre cada variável e o fator subjacente. Em outras palavras, eles mostram o quanto cada variável contribui para cada fator. Assim, é possível que a UPA possa ter um valor numérico, para mensurar cada indicador proposto. Dito isso, tem-se que:

$$\begin{aligned} \text{Indicador}_1 &= (0,973 \times \text{LOS sem exame laboratorial}) + (0,958 \times \text{Lead Time}) \\ &+ (0,954 \times \text{LOS com exame laboratorial}) \\ &+ (0,941 \times \text{Tempo de atend até a alta}) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{Indicador}_2 &= (0,661 \times \text{Tempo de Ciclo da recepção}) \\ &+ (-0,441 \times \text{Tempo de Ciclo do atendimento}) \\ &+ (0,489 \times \text{Tempo de Ciclo do exame}) \end{aligned}$$

$$\text{Indicador}_3 = (-0,847 \times \text{Tempo de Ciclo de Triagem})$$

4.2.3 Rotação dos fatores

Com o objetivo de facilitar a interpretação dos fatores obtidos durante a fase de extração, é comum realizar a rotação dos fatores. Seguindo a abordagem proposta por Fávero et al. (2009), optou-se por realizar uma rotação ortogonal, na qual os fatores não estão correlacionados entre si, permitindo uma interpretação mais direta por meio de suas cargas. Para isso, foi empregado o método Varimax, que busca minimizar a quantidade de variáveis com cargas elevadas em

cada fator, tornando a interpretação dos fatores mais simplificada. Com essa finalidade, observa-se na Tabela 10 as cargas fatoriais rotacionadas.

Tabela 10: Cargas Fatoriais Rotacionadas por Rotação Varimax

Variável	Fator1	Fator2	Fator3
Tempo de ciclo da recepção	-0,004	0,515	-0,467
Tempo de ciclo da triagem	0,008	-0,110	-0,898
Tempo de ciclo do atendimento	0,276	-0,417	0,056
Tempo de ciclo da medicação	0,257	0,539	0,084
Tempo de ciclo do exame	0,310	0,689	0,100
LOS sem exame laboratorial	0,980	0,087	-0,003
Lead time	0,977	0,040	-0,005
LOS com exame laboratorial	0,921	0,249	0,036
Tempo de atend até a alta	0,947	0,086	-0,001
Variância	3,898 2	1,2934	1,0454
% Variância explicada	0,433	0,144	0,116

Fonte: A autora (2023).

A Tabela 11 mostra os escores fatoriais associados a cada fator. Esses números representam como cada fator se relaciona com as diferentes variáveis mensuradas neste estudo. A partir desses resultados, é possível utilizá-los em outras formas de analisar as informações.

Tabela 11: Coeficiente de Escore do Fator

Variável	Fator1	Fator2	Fator3
Tempo de ciclo da recepção	-0,063	0,417	-0,424
Tempo de ciclo da triagem	0,045	-0,137	-0,868
Tempo de ciclo do atendimento	0,138	-0,393	0,026
Tempo de ciclo da medicação	-0,009	0,424	0,098
Tempo de ciclo do exame	-0,017	0,545	0,120
LOS sem exame laboratorial	0,264	-0,070	-0,028
Lead time	0,270	-0,110	-0,032
LOS com exame laboratorial	0,222	0,078	0,019
Tempo de atend até a alta	0,255	-0,067	-0,025

Fonte: A autora (2023).

Como não houve mudança significativa entre as Cargas Fatoriais Não Rotacionadas e as Cargas Fatoriais Rotacionadas, os dados gerados na Tabela 9 são utilizados para construção da Tabela 12, mantendo a interpretação dos dados. Logo, pode-se dizer que as variáveis “LOS sem exame Laboratorial”, “LOS com exame laboratorial”, “Lead Time” e “Tempo de atendimento até a alta” predominam no Fator 1. Enquanto as variáveis “Tempo de Ciclo da recepção”, “Tempo de Ciclo do atendimento” e “Tempo de Ciclo do exame” predominam no Fator 2. Por fim, o “Tempo de Ciclo de Triagem” predomina no Fator 3. Por essa razão, chama-se Indicador de “Eficiência Hospitalar” o Indicador 1, “Eficiência de Serviço Médico” o Indicador 2 e “Tempo de Ciclo de Triagem” o Indicador 3, sendo representado na Tabela 12 os indicadores associados às variáveis originais e as respectivas funções para cálculo dos indicadores.

Tabela 12: Indicadores associados às variáveis originais e aos cálculos

Indicadores	Variáveis Originais	Função para cálculo do indicador
Eficiência Hospitalar	LOS sem exame Laboratorial, LOS com exame laboratorial, Lead Time e Tempo de atendimento até a alta.	$Indicador_1 = (0,973 \times LOS \text{ sem exame laboratorial} + (0,958 \times Lead \text{ Time}) + (0,954 \times LOS \text{ com exame laboratorial} + (0,941 \times Tempo \text{ de atend até a alta}))$
Eficiência de Serviço Médico	Tempo de Ciclo da recepção, Tempo de Ciclo do atendimento e Tempo de Ciclo do exame	$Indicador_2 = (0,661 \times Tempo \text{ de Ciclo da recepção}) + (-0,441 \times Tempo \text{ de Ciclo do atendimento} + (0,489 \times Tempo \text{ de Ciclo do exame}))$
Tempo de Ciclo de Triagem	Tempo de Ciclo de Triagem	$Indicador_3 = (-0,847 \times Tempo \text{ de Ciclo de Triagem})$

Fonte: A autora (2023).

O Indicador de Eficiência de Serviço Médico possui uma carga negativa na variável “Tempo de Ciclo do atendimento” o que pode impactar negativamente o indicador, ou seja, dependendo da enfermidade que o paciente possua, impacta no Tempo de Ciclo do Exame e no Tempo de Ciclo da Recepção.

4.3 Analisar

Esta etapa consiste na validação do modelo de Análise Fatorial. Para isso, foi realizado o método alternativo método dos Mínimos Quadrados não Ponderados.

4.3.1 Extração dos fatores iniciais e determinação dos fatores

A Tabela 13 mostra as comunalidades, neste caso, mostra que a maior parte das variáveis apresentam elevados índices de comunalidade, ou seja, a variância é explicada por estes fatores, depois da extração aplicado ao método alternativo de Mínimos Quadrados não Ponderados.

Tabela 13: Comunalidades

Comunalidades		
Variáveis estudadas	Inicial	Extração
Tempo de ciclo da recepção	0,097	0,999
Tempo de ciclo da triagem	0,367	0,007
Tempo de ciclo do atendimento	0,476	0,025
Tempo de ciclo da medicação	0,991	0,139
Tempo de ciclo do exame	0,422	0,619
LOS sem exame laboratorial	1,000	0,999
Lead time	1,000	0,996

LOS com exame laboratorial	0,886	0,917
Tempo de atend até a alta	0,875	0,870
Método de Extração: Quadrados Mínimos não Ponderados.		

Fonte: A autora (2023).

Como observado na Tabela 14, empregando-se o Critério de Kaiser, pode-se extrair até três fatores. Além disso, pelo *Scree Plot*, Figura 2, verifica-se que a partir do fator 3 tende a horizontalidade com uma queda abrupta. Por fim, pelo critério de porcentagem de variância acumulada, adota-se reter os fatores que explicam um nível aceitável da variância explicada de 69,30%, retraindo assim três fatores.

Tabela 14: Autovalores e Percentuais de Variância Explicada

Variância total explicada									
Fator	Autovalores iniciais			Somadas de extração de carregamentos ao quadrado			Somadas de rotação de carregamentos ao quadrado		
	Total	% de variância	% cumulativa	Total	% de variância	% cumulativa	Total	% de variância	% cumulativa
1	4,062	45,134	45,134	3,965	44,060	44,060	3,384	37,603	37,603
2	1,163	12,927	58,061	1,030	11,450	55,510	1,210	13,444	51,047
3	1,011	11,239	69,299	,578	6,422	61,932	,980	10,885	61,932
4	,956	10,621	79,920						
5	,910	10,111	90,030						
6	,710	7,885	97,915						
7	,127	1,409	99,324						



8	,061	,675	100,000						
9	4,119E-5	,000	100,000						

Método de Extração: Quadrados Mínimos não Ponderados.

Fonte: A autora (2023).

Figura 2: Scree Plot (Diagrama de Inclinação)



Fonte: A autora (2023).

Após a definição do número de fatores, segue para a etapa de extração utilizando o método de Quadrados Mínimos não Ponderados. Sendo assim, na Tabela 15 tem-se as cargas fatoriais não rotacionadas, que possuem correlação com as variáveis originais.

Tabela 15: Cargas Fatoriais Não Rotacionadas

Variável	Fator1	Fator2	Fator3
Tempo de ciclo da recepção	0,106	0,975	-0,193
Tempo de ciclo da triagem	-0,031	0,064	-0,038

Tempo de ciclo do atendimento	0,133	-0,076	-0,035
Tempo de ciclo da medicação	0,299	0,052	0,216
Tempo de ciclo do exame	0,419	0,228	0,625
LOS sem exame laboratorial	0,987	-0,068	-0,151
Lead time	0,974	-0,080	-0,204
LOS com exame laboratorial	0,945	0,002	0,155
Tempo de atend até a alta	0,924	-0,065	-0,110
Método de Extração: mínimos Quadrados não Ponderados.			
a. 3 fatores extraídos. 9 iterações necessárias.			

Fonte: A autora (2023).

O resultado da análise foi similar ao encontrado no método anterior, o que valida a solução encontrada anteriormente.

4.3.2 Rotação dos fatores

Observa-se na Tabela 16 as cargas fatoriais rotacionadas empregando o método Varimax.

Tabela 16: Cargas Fatoriais Rotacionadas e Itens Comuns por Rotação Varimax

Variável	Fator1	Fator2	Fator3
Tempo de ciclo da recepção	0,044	0,180	0,982
Tempo de ciclo da triagem	-0,022	-0,026	0,074



Tempo de ciclo do atendimento	0,145	0,002	-0,061
Tempo de ciclo da medicação	0,180	0,326	-0,026
Tempo de ciclo do exame	0,104	0,780	0,001
LOS sem exame laboratorial	0,966	0,262	-0,022
Lead time	0,976	0,207	-0,016
LOS com exame laboratorial	0,798	0,527	-0,058
Tempo de atend até a alta	0,892	0,271	-0,032

Método de Extração: mínimos Quadrados não Ponderados.

Método de Rotação: Varimax com Normalização de Kaiser.

a. Rotação convergida em 5 iterações.

Fonte: A autora (2023).

Após a aplicação de um método de estimação alternativo, é possível afirmar que não houve mudança significativa. A Tabela 17 mostra que as soluções encontradas são similares às aquelas obtidas inicialmente, com poucas variações entres os fatores, não mudando o resultado.

Tabela 17: Matriz Comparativa das Cargas Fatoriais Não Rotacionadas

Variável	Método Componentes Principais			Mínimos Quadrados não Ponderados		
	Fator1	Fator2	Fator3	Fator1	Fator2	Fator3

Tempo de ciclo da recepção	0,105	0,661	-0,187	0,106	0,975	-0,193
Tempo de ciclo da triagem	-0,041	0,315	-0,847	-0,031	0,064	-0,038
Tempo de ciclo do atendimento	0,172	-0,441	-0,169	0,133	-0,076	-0,035
Tempo de ciclo da medicação	0,378	0,377	0,278	0,299	0,052	0,216
Tempo de ciclo do exame	0,466	0,489	0,353	0,419	0,228	0,625
LOS sem exame laboratorial	0,973	-0,116	-0,091	0,987	-0,068	-0,151
Lead time	0,958	-0,156	-0,113	0,974	-0,080	-0,204
LOS com exame laboratorial	0,954	0,017	0,023	0,945	0,002	0,155
Tempo de atend até a alta	0,941	-0,112	-0,085	0,924	-0,065	-0,110

Fonte: A autora (2023).

4.4 Melhorar

Nesta etapa, analisou-se a meta do trabalho, reflexão sobre a melhoria do processo e busca por resultados satisfatórios para os gestores das UPAs. Identificaram-se três indicadores de desempenho global para a UPA estudada, visando preencher a lacuna existente nesse aspecto. Os indicadores foram considerados adequados e validados. Pontos de melhoria contínua incluem validação pelos gestores, treinamento para manipulação e interpretação dos dados, além da apresentação visual clara com gráficos para facilitar a compreensão.

4.5 Controlar

Nessa última etapa, foi estabelecido um plano de ação utilizando a ferramenta 5W1H (What - O que, When - Quando, Who - Quem, Why – Por quê, Where - Onde e How - Como) para controlar os resultados obtidos e o monitoramento dos indicadores propostos. Desta forma, o plano de ação foi reportado no Quadro 1.

Quadro 1: Plano de Ação

O que?	Quando - duração?	Quem?	Por quê?	Onde?	Como?
Criação da versão gráfica dos Indicadores	Período de um mês	Aluno pesquisador participante do projeto	Para visualização integrativa dos dados	UPA	Análise de Dados com o Power BI
Continuar alimentando a planilha das variáveis mensuradas de forma verídica	Durante todo o período de utilização dos indicadores propostos	Colaborador da UPA	Para evitar que os dados sejam manipulados	UPA	Analisando a partir do momento de entrada até a saída de cada paciente
Reuniões de acompanhamento dos indicadores e tomadas de decisões	Mensal	Todas as partes interessadas neste processo	Para que ideias e ações de melhoria sejam alavancadas	UPA	Através do Google Meet para reunir pesquisadores e colaboradores das UPA
Reuniões de Treinamento do Time	Mensal	Todas as partes interessadas neste processo	Para diminuir erros e falhas	UPA	Através do Google Meet para reunir pesquisadores e



					colaboradores das UPA
--	--	--	--	--	--------------------------

Fonte: A autora (2023).

5. Conclusão

Os resultados indicam que o objetivo deste trabalho, de propor indicadores de desempenho global para a UPA por meio de Análise Fatorial, foi alcançado. Três indicadores foram identificados: Eficiência Hospitalar, Eficiência de Serviço Médico e Tempo de Ciclo de Triagem. A escolha da Análise Fatorial foi satisfatória, simplificando nove variáveis mensuradas em três dimensões para uma avaliação mais fácil. Isso facilita a tomada de decisões na gestão da UPA, permitindo avaliação de desempenho considerando várias variáveis simultaneamente. Conclui-se que a estatística multivariada é valiosa na criação de indicadores não diretamente observáveis, proporcionando uma interpretação abrangente das variáveis. Uma limitação é que os indicadores foram desenvolvidos para uma UPA específica, sendo recomendada sua aplicação em diferentes UPAs para validação prática e comparação ampliada entre unidades, aumentando a robustez dos resultados.

REFERÊNCIAS

ALIBERTI, Márlon JR *et al.* Validating intrinsic capacity to measure healthy aging in an upper middle-income country: Findings from the ELSI-Brazil. **The Lancet Regional Health-Americas**, v. 12, p. 100284, 2022.

AMARAL, L. C. de *et al.* Systematic review and meta-analysis of the use of lean methods and tools in healthcare services: an alternative to improve care during the pandemic. **Research Square**, p. 1 – 30, 2020. Disponível em: <https://www.researchsquare.com/article/rs-53743/latest.pdf>.

AMARAL, L. C. de *et al.* Lean Healthcare in Reducing HAI an Integrative Literature Review. **IFIP Advances in Information and Communication Technology**, Springer Science and Business Media Deutschland GmbH, v. 631 IFIP, p. 351 – 361, 2021. ISSN 18684238. Disponível em: https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-85115231731&doi=10.1007%2F978-3-030-85902-2_38&partnerID=40&md5=75476f82436bdc5f0e496d58294c0760.

ASKARI, Roohollah *et al.* Designing Iranian model to assess the level of health system responsiveness. **Iranian Red Crescent Medical Journal**, v. 18, n. 3, 2016.

BARNABÈ, F. *et al.* Engaging professionals with serious games: the Lean Healthcare Lab at Siena University Hospital. **Development and Learning in Organizations**, v. 31, n. 3, p. 7–10, 2017.

BORONAT, F. *et al.* Application of Lean Healthcare methodology in a urology department of a tertiary hospital as a tool for improving efficiency [Aplicación de la metodología Lean healthcare en un servicio de urología de un hospital terciario como herramienta de mejora de la. **Actas Urológicas Espanolas**, v. 42, n. 1, p. 42–48, 2018.

BOND, E. **Medição de desempenho para gestão da produção em um cenário da cadeia de suprimentos**. Dissertação (Mestrado) – Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, São Carlos, 2002. Disponível em: <https://www.teses.usp.br/teses/disponiveis/18/18140/tde-04022003-160321/publico/bond.pdf>. Acesso em: 15 nov. 2020.

BRASIL. MINISTÉRIO DA SAÚDE. *In: UPA 24h – Unidade de Pronto Atendimento*. [S. l.], 2010. Disponível em: <https://www.gov.br/saude/pt-br/acao-a-informacao/acoes-e-programas/upa-24h-unidade-de-pronto-atendimento/upa-24h-2013-unidade-de-pronto-atendimento>. Acesso em: 17 set. 2022.

BRASIL. MINISTÉRIO DA SAÚDE. **Histórico das Normativas: Unidade de Pronto Atendimento**. 1ª edição Brasília, 2010. Extraído de: <https://www.cosemssp.org.br/downloads/apresentacao-seminario-UPA.pdf>.

BRASIL. Ministério da Saúde. **Política Nacional de Humanização: HumanizaSUS**. 4. ed. Brasília: Ministério da Saúde, 2010.

CACIQUE, Denis Barbosa *et al.* Measurement properties of the questionnaire “Mosaic of opinions on induced abortion”: a multicenter study in seven Brazilian hospitals. **Revista da Associação Médica Brasileira**, v. 64, p. 1091-1102, 2018.

CALDEIRA, J. **100 Indicadores da Gestão**. [s.l.] Actual Editora, 2012.

CARRILLO, A. M.; MUÑOZ, O. M.; PORTA, R. M. D. Application of the Lean Principles of the Toyota Production System for the Improvement of the Emergency Service Attention Times of a High Complexity Hospital*. **Revista Gerencia y Políticas de Salud**, v. 22, p. 1–13, 2023.

COSTA, L. B. M. *et al.* Lean healthcare in developing countries: evidence from Brazilian hospitals. **International Journal of Health Planning and Management**, v. 32, n. 1, p. e99–e120, 2017.

GIL, A. C. (ORG). **Delineamento da Pesquisa**. [s.l.: s.n.], v. 264

MATOS, D.; RODRIGUES, E. C. **Análise fatorial Metodologias Coleção**. Brasília - DF: Enap Fundação Escola Nacional de Administração Pública, 2019.

CONSELHO FEDERAL DE MEDICINA; ASSOCIAÇÃO PAULISTA DE MEDICINA. *In: Datafolha revela: 93% da população está insatisfeita com a Saúde no Brasil*. [S. l.], 14 ago. 2014. Disponível em: <https://www.sbcm.org.br/v2/index.php/not%C3%ADcias/3089-datafolha-revela-93-da-populacao-esta-insatisfeita-com-a-saude-no-brasil>. Acesso em: 17 set. 2022.

COSEMS/SP - CONSELHO DE SECRETÁRIOS MUNICIPAIS DE SAÚDE DO ESTADO DE SÃO PAULO. **Unidades de Pronto Atendimento - UPAs. São Paulo**, 2018. Disponível em: <http://www.cosemssp.org.br>. Acesso em: 16 abril 2023.

COUGHLIN, K.; POSENCHEG, M. A. Quality improvement methods – Part II. **Journal of Perinatology**, Springer US, v. 39, n. 7, p. 1000 – 1007, 2019. ISSN 14765543. Disponível em: <http://dx.doi.org/10.1038/s41372-019-0382-1>.

DELLIFRAINE, J.L. *et al.* Assessing the evidence of six sigma and lean in the health care industry. **Quality Management in Health Care**, v. 19, n. 3, p. 211 – 225, 2010. ISSN 10638628.

DI RISO, Daniela *et al.* Analysis of the interplay between depression, anxiety, and psychological resources in adolescence using self-report measures. **International Journal of Psychiatry in Clinical Practice**, v. 18, n. 2, p. 103-111, 2014.

DORAN, G. T. There's a S.M.A.R.T. way to write management's goals and objectives. **Management Review**, São Paulo, v. 70, n. 11, p. 35-36, 1981.

ENDO, S. K. **Métodos quantitativos: números índices**. São Paulo, Atual Editora Ltda, 1986.

FACHEL, J. M. G. **Análise Fatorial**, São Paulo. Dissertação de Mestrado – Universidade de São Paulo, 1976.

FEKRI, O.; MANUKYAN, E.; KLAZINGA, N. Associations between hospital deaths (HSMR), readmission and length of stay (LOS): A longitudinal assessment of performance results and facility characteristics of teaching and large-sized hospitals in Canada between 2013-2014 and 2017-2018. **BMJ Open**, v. 11, n. 2, 2021.

GARDENER, H. et al. Adherence to Acute Care Measures Affects Mortality in Patients with Ischemic Stroke: The Florida Stroke Registry. **Journal of Stroke and Cerebrovascular Diseases**, v. 30, n. 3, 2021.

GIL, A. C. **Metodologia do Ensino Superior**. 3ª. Ed. São Paulo: Atlas S/A, 1997.

GIL, A. C. **Como elaborar projetos de pesquisa**. 4ª. Ed. São Paulo: Atlas S/A, 2002.

GOMES, A. M.; VIEIRA, P. S.; REIS, A. D. C. SIMULATION OF OPERATIONAL PROCESSES IN HOSPITAL EMERGENCY UNITS AS LEAN HEALTHCARE TOOL. **INDEPENDENT JOURNAL OF MANAGEMENT & PRODUCTION**, v. 8, n. 5, SI, p. 812–827, 2017.

JENSEN, Jakob D. *et al.* The cancer information overload (CIO) scale: Establishing predictive and discriminant validity. **Patient education and counseling**, v. 94, n. 1, p. 90-96, 2014.

KISALA, Pamela A. *et al.* Measuring anxiety after spinal cord injury: Development and psychometric characteristics of the SCI-QOL Anxiety item bank and linkage with GAD-7. **The Journal of Spinal Cord Medicine**, v. 38, n. 3, p. 315-325, 2015.

KLAUKE, Benedikt *et al.* Neuropeptide S receptor gene (NPSR) and life events: G× E effects on anxiety sensitivity and its subdimensions. **The World Journal of Biological Psychiatry**, v. 15, n. 1, p. 17-25, 2014.

LabDGE - UFF. **In: Sobre o projeto e soluções apresentadas**. Disponível em: https://labdge.uff.br/page/2/?et_blog. Acesso em: 17 set. 2022.

LABORATÓRIO DESIGN THINKING, GESTÃO E ENGENHARIA INDUSTRIAL - LabDGE. **Estudo e pesquisa para aprimoramento da rede e promoção do acesso aos serviços de saúde**. [S.l.], 2023. Disponível em: <http://www.labdge.uff.br/>. Acesso em: 17 set. 2022.

LEOMBRUNI, Paolo *et al.* Confirmatory factor analysis of the Frommelt Attitude Toward Care of the Dying Scale (FATCOD-B) among Italian medical students. **Palliative & supportive care**, v. 13, n. 5, p. 1391-1398, 2015.

LI, Jialing *et al.* The Chinese version of the pediatric quality of life inventory™(PedsQL™) healthcare satisfaction generic module (version 3.0): psychometric evaluation. **Health and Quality of Life Outcomes**, v. 11, n. 1, p. 1-8, 2013.

LUENGO-MARTÍNEZ, Carolina *et al.* Transcultural adaptation of the Karen Personal instrument to measure the nurses' perception of healthcare quality in hospitals. **Enfermería Clínica (English Edition)**, v. 29, n. 3, p. 146-154, 2019.

MALLAH, Narmeen *et al.* Validation of the Arabic and French versions of a knowledge, attitudes and practices (KAP) questionnaire on tranquilizer misuse. **International journal of environmental research and public health**, v. 18, n. 21, p. 11144, 2021.

MÁS, A. *et al.* Improving quality in healthcare: What makes a satisfied patient?. **Revista de Calidad Asistencial**, v. 31, n. 4, p. 196-203, 2016.

MHATRE, Shivani K.; SANSGIRY, Sujit S. Impact of Over-the-Counter Medication Use on Patients' Health-Related Quality of Life: Development and Psychometric Validation of Over-the-Counter Medication Impact Scale. **Clinical drug investigation**, v. 34, p. 277-286, 2014.

MINISTÉRIO DO PLANEJAMENTO. **Constituição da República Federativa do Brasil. Texto constitucional promulgado em 5 de outubro de 1988, com as emendas adotadas pelas Emendas Constitucionais nº 1 a 6/94**. - Brasília: Subsecretário de Edições Técnicas do Senado Federal, 2007.

MINGOTI, S. A. **Análise de Dados Através de Métodos de Estatística Multivariada**: Uma abordagem aplicada. 1. ed. Belo Horizonte: Editora UFMG, 2005.

NAIR, Satish Chandrasekhar *et al.* Assessing health literacy in the eastern and middle-eastern cultures. **BMC Public Health**, v. 16, p. 1-8, 2016.

NEELY, A.; ADAMS, C.; CROWE, P. The performance prism in practice. **Measuring Business Excellence**, v. 5, n. 2, p. 6–13, 2001.

NEVES, U. **Projeto Lean agiliza atendimento em 39,5% nas UPAs 24h pelo país**. [S. l.], 08 dez. 2020. Disponível em: https://pebmed.com.br/projeto-lean-agiliza-atendimento-em-395-nas-upas-24h-pelo-pais/?utm_source=artigoportal&utm_medium=copytext. Acesso em: 04 out. 2022.

NOESTE, Stefan *et al.* Involving patients in detecting quality gaps in a fragmented healthcare system: development of a questionnaire for Patients' Experiences Across Health Care Sectors (PEACS). **International Journal for Quality in Health Care**, v. 26, n. 3, p. 240-249, 2014.

O'DWYER, G. *et al.* O processo de implantação das unidades de pronto atendimento no Brasil. **Revista de Saúde Pública**, v. 51, p. 125, 2017.

OHNO, T. **Toyota Production System**. New York: Productivity Press, 1998.

OLIVEIRA, R. M.; PEREIRA, C. C. B. Organização do fluxo assistencial nas Unidades de Pronto Atendimento (UPAs): a utilização do Fast Track. **Revista Brasileira de Enfermagem**, Brasília, v. 70, n. 5, p. 1103-1110, set./out. 2017. Disponível em: http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0034-71672017000501103. Acesso em: 16 abril 2023.

PIRES, F. V. S.; **Estudo do tempo de ciclo de uma fábrica de semicondutores**. 2018. 66f. Dissertação de Mestrado - Universidade do Porto, Porto, 2018.

POLONSKY, William H. *et al.* Development of a new measure for assessing insulin delivery device satisfaction in patients with type 1 and type 2 diabetes. **Diabetes technology & therapeutics**, v. 17, n. 11, p. 773-779, 2015.

Rodriguez DSS, Costa HG, Do Carmo LFRS (2013) **Métodos de auxílio multicritério à decisão aplicados a problemas de PCP: Mapeamento da produção em periódicos publicados no Brasil**. *Gest e Prod* 20:134–146. <https://doi.org/10.1590/S0104-530X2013000100010>

SILVA, M. H. T. DA *et al.* Dialogues Between the National Humanization Policy and Lean Methodology. In: SATOLO, E. G.; CALADO, R. D. (Eds.). **Igi-global**. In Cases o ed. [s.l: s.n.]. p. 205–219.

SOBRAL, A. P. B. *et al.* Indicators for Emergency and Urgent Medical Services. In: SATOLO, E. G.; CALADO, R. D. (Eds.). **Igi-global**. [s.l: s.n.]. p. 86–88.

SOBRAL, A. P. B. *et al.* Proposed Method for Identifying Emergency Unit Profiles from the Monthly Service Number. **IFIP Advances in Information and Communication Technology**, v. 631 IFIP, p. 342–350, 2021.

Sobre a solução Scopus. Elsevier, 2022. Disponível em: <https://www.elsevier.com/pt-br/solutions/scopus#:~:text=Scopus%20%C3%A9%20o%20maior%20banco,congressos%20e%20publica%C3%A7%C3%B5es%20do%20setor>. Acesso em: 15 de junho de 2023.

SWISHER, L. L.; BECKSTEAD, J. W.; BEBEAU, M. J. Factor Analysis as a Tool for Survey Analysis Using a Professional Role Orientation Inventory as an Example. **Journal of Marketing Research**, v. 84, n. 9, p. 784-799, 2004.

TRZECIAK, S. *et al.* Lean Six Sigma to Reduce Intensive Care Unit Length of Stay and Costs in Prolonged Mechanical Ventilation. **Journal for Healthcare Quality**, v. 40, n. 1, p. 36–43, 2016.

VAN EXEL, Job *et al.* Public views on principles for health care priority setting: Findings of a European cross-country study using Q methodology. **Social science & medicine**, v. 126, p. 128-137, 2015.

WALTERS, Glenn D. Does substance abuse fall exclusively along the externalizing spectrum?. **Substance Use & Misuse**, v. 49, n. 6, p. 724-734, 2014.

WEISS, S. J. *et al.* Relationship between the National ED Overcrowding Scale and the number of patients who leave without being seen in an academic ED. **American Journal of Emergency Medicine**, v. 23, n. 3, p. 288–294, 2005.

WERKEMA, C. **CRIANDO A CULTURA LEAN SEIS SIGMA**. 3. ed. Rio de Janeiro: Elsevier, 2012a. v. 1

WERKEMA, C. **Lean seis sigma - Introdução às Ferramentas do Lean Manufacturing**. 2. ed. Rio de Janeiro: Elsevier, 2012b. v. 4

WERKEMA, C. **Métodos PDCA e DMAIC e suas ferramentas analíticas**. 1. ed. Rio de Janeiro: Elsevier, 2012c. v. 1

WOMACK, J. P., D. T. JONES, e D. ROOS. **The Machine That Changed the World: The Story of Lean Production**. 1ª. Ed. Philadelphia, PA: HarperCollins, 1990.

YEPES-BALDÓ, Montserrat; ROMEO, Marina; BERGER, Rita. Human Capital Questionnaire: Assessment of European nurses' perceptions as indicators of human capital quality. **Nursing & Health Sciences**, v. 15, n. 2, p. 229-234, 2013.

ZAHMATKESH, Hassan *et al.* Analysis of developmental level of counties of Fars in terms of health infrastructure indicators using standardized scores pattern approach and factor analysis. **Global Journal of Health Science**, v. 7, n. 1, p. 240, 2015.

ZHANG, Xinyu *et al.* Study on equity and efficiency of health resources and services based on key indicators in China. **PLoS One**, v. 10, n. 12, p. e0144809, 2015.

ZHOU, Xuan *et al.* Development and preliminary validation of the questionnaire (the First Edition) based on TCM for detecting health status in China. **Evidence-Based Complementary and Alternative Medicine**, v. 2015, 201