

# Avaliação da Maturidade em Análítica de Dados em uma Operadora de Saúde

## Data Analytics Maturity Assessment in a Health Care Provider

**Edmar Oliveira Guedes Júnior** Mestre em Administração e Controladoria. Unimed Fortaleza (UNIMED FORTALEZA) – Brasil.  
<https://orcid.org/0000-0001-7918-2844> contato@edmarguedes.com.br

**Plínio Nobre Girão Barreto** Especialista. Unimed Fortaleza (UNIMED FORTALEZA) – Brasil.  
<https://orcid.org/0000-0002-0320-3204> plinio.barreto@unimedfortaleza.com.br

**Érico Veras Marques** Doutor em Administração. Universidade Federal do Ceará (UFC) – Brasil.  
<https://orcid.org/0000-0003-0011-6938> ericovmarques@gmail.com

**Jocildo Figueiredo Correia Neto** Doutor em Administração. Universidade Federal do Ceará (UFC) – Brasil. [jocildo@ufc.br](mailto:jocildo@ufc.br)  
<https://orcid.org/0000-0003-0839-5804>

### RESUMO

A saúde suplementar no Brasil tem alta relevância, dada a forte dependência de parcela considerável da população em relação às empresas que compõem esse setor. As operadoras de saúde atuam em um setor altamente competitivo e fortemente regulado, o que as incentiva a buscar elevados níveis de eficiência assistencial e administrativo e gerenciar minuciosamente os custos. Para tanto, elas têm adotado ferramentas de análise de dados para proporcionar melhores condições de gerenciamento de informações e apoiar a tomada de decisões. Nesse contexto, a maturidade no uso dessas ferramentas é importante, pois pode evidenciar usos mais ou menos aprofundados, com diferentes níveis de benefícios alcançados. O objetivo dessa pesquisa é avaliar o nível de maturidade no uso de análise de dados por parte de uma grande operadora de saúde de Fortaleza. Para tanto, foram aplicados questionários eletrônicos junto a doze gestores da área de TI da empresa, o que conferiu uma visão bastante ampla dos aspectos estudados. Os questionários foram disponibilizados por uma plataforma *on-line* de avaliação de maturidade baseada no modelo desenvolvido por Buitelaar (2018a). A própria plataforma disponibiliza a pontuação por dimensão e por agente pesquisado, permitindo a compilação dos resultados e a classificação da organização no modelo. Sendo assim, a pesquisa caracteriza-se como um estudo de caso único de natureza qualitativa e com abordagem descritiva. Com isso, pôde-se avaliar o nível de maturidade da referida empresa, assim como identificar aspectos relacionados às várias dimensões componentes do grau de maturidade.

**Palavras-chave:** maturidade; análise de dados; operadora de saúde.

### ABSTRACT

Supplementary health care in Brazil is highly relevant, given the strong dependence of a considerable portion of the population on companies of this sector. Health care providers operate in a highly competitive and heavily regulated sector, which encourages them to seek high levels of care and administrative efficiency and to carefully manage costs. Therefore, they have adopted data analytics tools to provide better information management conditions and support decision making. In this context, maturity in the use of these tools is important, as they can show more or less in-depth uses, with different levels of benefits achieved. The aim of this research is to assess the maturity level in the use of data analytics by a large healthcare provider in Fortaleza. To this end, electronic questionnaires were applied to twelve managers of the IT area in the company, which provided a very broad view of the aspects studied. The questionnaires were made available by an online maturity assessment platform based on the Buitelaar Model (2018a). The platform itself provides the score by dimension and by agent researched, allowing the compilation of results and classification of the organization in the model. Therefore, this qualitative research is characterized as a single case study and has a descriptive approach. With this, it was possible to assess the maturity level of the referred company, as well as identify aspects related to the various dimensions that compose the maturity level.

**Keywords:** maturity; data analytics; health care provider.

Recebido em 03/01/2022. Aprovado em 15/03/2022. Avaliado pelo sistema *double blind peer review*. Publicado conforme normas da ABNT.  
<https://doi.org/10.22279/navus.2022.v12.p01-13.1758>

## 1 INTRODUÇÃO

O setor de saúde tem forte relevância por vários motivos. Em primeiro lugar, atende à população que necessita da prestação de inúmeros tipos de serviços em saúde. Em segundo lugar, é um setor da economia que movimenta recursos financeiros vultosos ao longo de uma cadeia de suprimentos ampla e complexa. Por fim, em caso de ineficiências ou falhas no funcionamento dos vários participantes desse setor, a população como um todo sente os reflexos imediatamente e suas necessidades críticas podem não ser atendidas.

Especificamente no setor de operadoras de saúde suplementar, a diminuição do número de empresas causa preocupação quando se trata de sustentabilidade no curto e médio prazo, uma vez que tal redução reflete dificuldades enfrentadas pelas empresas do setor. Para o cliente final, sobram menos opções de escolha e alternativas para os tratamentos. Ocké-Reis, Andreatzi e Silveira (2006) observaram maior concentração no mercado de planos de saúde, sinalizando uma tendência à redução das operadoras.

Segundo Nunes (2014), uma das características do setor de saúde suplementar é a forte regulação, que impõe, entre outras, a obrigatoriedade da assistência integral à saúde, a proibição da seleção de risco, a proibição da rescisão unilateral dos contratos e a regulamentação dos prazos de carência e dos reajustes de preços. Araújo e Silva (2018) citam que o número de operadoras está reduzindo, as dificuldades operacionais estão aumentando e a margem de lucro está diminuindo.

Reduzir custos e aumentar a eficiência é uma busca constante de qualquer empresa. No caso das operadoras de saúde suplementar, essa combinação pode ser uma questão central de sobrevivência. Com o crescimento dos gastos em saúde, decorrente da adoção de alta tecnologia para diagnóstico e de novos tratamentos, a judicialização da medicina e o alto índice de desperdício e de fraudes, o setor enfrenta enormes desafios para manter-se viável (CARLINI, 2012; ARAÚJO; SILVA, 2018).

Nesse contexto, a ciência de dados se apresenta como uma importante ferramenta de tecnologia de informação (TI) capaz de gerenciar um volume crescente e variado de dados, identificar padrões e revelar informações importantes que podem ajudar na tomada de decisão estratégica das empresas. Ela pode dar suporte, por exemplo, no direcionamento das ações em redução de custos, estratégias de marketing e gestão de clientes, melhorando aspectos gerenciais e aumentando a competitividade. Importante salientar que o processo de descoberta do conhecimento e a mineração de dados, partes integrantes da ciência de dados, tendem a crescer e se tornar uma prática cada vez mais comum na obtenção e análise de dados nas organizações (SANTOS, 2017).

Atualmente, empresas dos mais diversos segmentos têm à disposição uma quantidade de dados vultosa e diversa. Além disso, há um rápido crescimento na quantidade de dados coletados e gerados nas organizações (HAN; KAMBER, 2006), que podem explorá-los a fim de conseguirem vantagem competitiva (PROVOST; FAWCETT, 2016). A analítica de dados busca transformar dados brutos em informação e analisá-los de forma a contribuir com o processo decisório, viabilizando a implementação de ações por meio de modelos quantitativos, que, em última instância, podem trazer benefícios à gestão (CORREIA NETO; MARQUES, 2020).

Naturalmente, o emprego da analítica de dados nas organizações, particularmente nas operadoras de saúde, requer um bom grau de maturidade. Há diferentes níveis de profundidade do uso das ferramentas, o que pode sugerir, conseqüentemente, diferentes graus de retorno a partir de sua utilização. Portanto, supõe-se que ter elevado grau de maturidade em analítica de dados tende a trazer mais benefícios à organização do que os esperados para usos mais superficiais dessas ferramentas tecnológicas.

Diante disso, este trabalho, procura responder à seguinte questão de pesquisa: qual é o nível de maturidade em analítica de dados em uma operadora de saúde? Assim, o objetivo do trabalho é avaliar o nível de maturidade em analítica de dados em uma operadora de saúde.

Para atingir este objetivo e responder ao problema de pesquisa, a pesquisa lança mão de um estudo de caso em uma operadora de saúde localizada em Fortaleza-CE, que usa analítica de dados em vários projetos da área de TI. A Unimed Fortaleza desenvolve suas atividades em Fortaleza e região metropolitana, estando entre as 20 maiores operadoras do país e sendo a oitava maior do sistema nacional Unimed em número de clientes.

O artigo está dividido da seguinte forma: a primeira seção é esta introdução, que mostra a contextualização da pesquisa, seu problema de pesquisa e seu objetivo. Em seguida, tem-se o referencial teórico, que aborda o sistema de saúde suplementar brasileiro, a ciência de dados e maturidade em analítica de dados. A seção seguinte abrange os aspectos e os procedimentos metodológicos adotados na pesquisa. A quarta seção apresenta os resultados da pesquisa. A quinta seção traz as considerações finais, após a qual são apresentadas as referências.

## **2 REFERENCIAL TEÓRICO**

O referencial teórico necessário para embasar este estudo é composto pelo sistema de saúde suplementar no Brasil, seguido pela ciência de dados e finalizando com maturidade em analítica de dados. Estes tópicos são apresentados a seguir na ordem.

### **2.1 Sistema de saúde suplementar no Brasil**

O sistema de saúde suplementar é composto por operadoras de planos de saúde, médicos, dentistas, enfermeiros e demais profissionais da área da saúde, além de envolver hospitais, laboratórios e clínicas em uma rede prestadora de serviços de saúde que atende aos consumidores de planos privados de assistência médica e odontológica (MACHADO; LIMA; BAPTISTA, 2017). Define-se como suplementar pelo fato de se pagar para ter acesso à assistência médica, mesmo mantendo-se a contribuição compulsória para a seguridade social, que inclui o direito universal de acesso aos serviços de saúde. Além disso, seu caráter supõe a existência e a limitação do sistema de saúde público, no qual o sistema privado complementaria a cobertura de determinados serviços (BAHIA, 2011).

A regulação do setor de saúde suplementar surgiu em 1998, com a publicação da Lei n. 9656/98 (BRASIL, 1998), que buscava corrigir a falta de mecanismos de controle do governo federal sobre este setor (SOUSA, 2017). Conforme o Art. 1º, incisos I e II da Lei nº 9.656, são descritos os planos privados de assistência à saúde e as operadoras de saúde. O primeiro envolve a prestação continuada de serviços ou cobertura de custos assistenciais a preço pré ou pós estabelecido, por prazo indeterminado. A operadora de plano de saúde é uma pessoa jurídica constituída sob a modalidade de sociedade civil ou comercial, cooperativa, ou entidade de autogestão, que opera produto, serviço ou contrato de que trata o inciso I do artigo.

Embora apresentando avanços na proteção aos usuários de planos de saúde, a Lei 9656/98 não sanou os principais conflitos entre as operadoras e seus clientes (SALAZAR; RODRIGUES; NUNES JÚNIOR, 2005). Com isso, em janeiro de 2000, por meio da Lei 9.961/2000, foi criada a Agência Nacional de Saúde (ANS), uma autarquia sob regime especial, vinculada ao Ministério da Saúde, responsável pela regulação, normatização, controle e fiscalização das atividades relativas à assistência suplementar à saúde (BRASIL, 2000).

O modelo de regulação do setor de saúde suplementar brasileiro é diverso ao praticado internacionalmente. Na maioria dos países, a regulação é feita a partir da atividade econômica em si, atuando sobre as empresas do setor, garantindo sua solvência e a competitividade. No Brasil, optou-se por regular fortemente a assistência à saúde, assim como a proibição da seleção de risco e do rompimento unilateral dos contratos (BAHIA; VIANA, 2002).

### **2.2 Ciência de dados**

A ciência de dados (*data science*) é um conjunto de estratégias, ferramentas e técnicas que buscam reunir equipes multidisciplinares, formadas por pesquisadores com conhecimento sobre os problemas em análise, estatísticos, matemáticos e cientistas da computação. Trata-se de um campo de estudos que auxilia a descoberta de informação útil à tomada de decisão a partir de diferentes bases de dados, sejam elas estruturadas ou não (SANTOS, 2017; PEDROSO; LIMA; ASSEF NETO, 2017).

O cuidado com a saúde representa um importante desafio social e econômico que cada país enfrenta. O aumento dos custos com a assistência médica, o envelhecimento e o crescimento populacional influenciam as soluções de saúde, aumentando a necessidade de novas tecnologias que contribuam com a segurança do paciente, auxiliem o processo de tomada de decisão médica e, ao mesmo tempo, ofereçam suporte à gestão (GONÇALVES; MATTOS; CHANG JUNIOR, 2019).

Segundo Pereira *et al.* (2012), com os avanços em TI, as empresas passaram a depender cada vez mais de informação. Mais do que nunca, a informação significa poder, e o seu uso apropriado pode estabelecer um diferencial competitivo, proporcionando melhor atendimento aos clientes ou otimizando a cadeia de serviços e produtos. Como ferramenta estratégica, seu aproveitamento influencia o resultado das organizações, sendo vital para a gestão.

Com o surgimento de novos cenários, várias empresas passaram a empregar estatística, análise quantitativa e modelagem preditiva como elementos estratégicos (DAVENPORT; COHEN; JACOBSON, 2006). Logo, o surgimento de uma nova ciência, denominada ciência de dados, passa a ganhar notoriedade. Sua definição continua a ser desenvolvida, mas, em suma, trata-se de uma área que combina a necessidade de conhecimento amplo e diverso, associada à necessidade de habilidades distintas, visando coletar, preparar, analisar, visualizar, gerenciar e preservar grande quantidade de informação (SANTOS, 2017).

Para se utilizar de grande volume de dados, a ciência de dados, na construção de seus modelos, faz uso de equipes multidisciplinares que devem ser capazes de analisar de forma quantitativa um evento em diversas perspectivas e de forma integrada (CORREIA NETO; MARQUES, 2020). Um cientista de dados requer um conjunto de habilidades integradas que abrange matemática, big data, mineração de dados (*data mining*), aprendizagem de máquina (*machine learning*), inteligência artificial (IA), estatística, juntamente com uma profunda compreensão da organização, a fim de projetar soluções aplicáveis (DHAR, 2013).

Guedes Júnior *et al.* (2020) argumentam que a evolução da ciência de dados propicia novas oportunidades na melhoria de processos e no entendimento de dados, direcionando as empresas ao alcance de seus objetivos estratégicos. Segundo os autores, é possível, com a aplicação do conhecimento gerado a partir das informações organizadas com o uso do *Data Analytics*, adotar medidas de relacionamento ao cliente ou modificação de fluxos, tanto na esfera assistencial como na administrativa, o que gera maior sustentabilidade no médio e longo prazo nas operadoras de saúde.

### 2.3 Maturidade em analítica de dados

Atualmente, muitas organizações estão cientes de que a análise de dados pode trazer significativa vantagem competitiva e, por isso, houve um aumento no interesse pela análise de dados, devido aos seus potenciais benefícios estratégicos. Uma cultura analítica madura permite que as organizações usem efetivamente os dados nas decisões, e um número cada vez maior de entidades decide medir e avaliar a eficácia das medidas tomadas com base em dados coletados e não na mera intuição ou especulação (KRÓL; ZDONEK, 2020).

Ademais, a maturidade em analítica de dados provê uma resposta dinâmica ao ambiente volátil (KAPPELMAN *et al.*, 2014). Ao mesmo tempo, poucas organizações têm maturidade analítica suficiente para gerenciar dados com eficácia. Contudo, cada vez mais organizações têm procurado medir sua capacidade em analisar dados, avaliando sua maturidade analítica para desenvolver suas competências e uma cultura analítica (HALPER; STODDER, 2014).

Os sistemas de análise de dados podem contribuir de forma significativa para o alcance dos objetivos estratégicos (COSIC; SHANKS; MAYNARD, 2012). As organizações têm avançado no caminho da utilização de ferramentas como o BI (*Business Intelligence*) e uma série de modelos de maturidade de inteligência de negócios e de maturidade analítica, a fim de identificar pontos fortes e fracos. Tais ações têm ajudado o processo decisório ao utilizar o conhecimento gerado a partir da análise de dados (MULLER; HART, 2016).

A maturidade analítica, em grau mais avançado, pode ser alcançada mediante um processo de evolução que envolva tecnologia, gerenciamento de dados, análises, governança e componentes organizacionais, quando se torna possível integrar, gerenciar e aproveitar todas as fontes de dados internas e

externas relevantes ao processo decisório, envolvendo ferramentas, pessoas, processos e estratégia (HALPER; STODDER, 2014).

Modelos de maturidade são usados para guiar esse processo de transformação. Em estudo realizado por Król e Zdonek (2020), 11 modelos possíveis de avaliação do grau de maturidade analítica de uma organização foram apresentados e discutidos (Quadro 1). Segundo os autores, a maioria dos modelos analisados utiliza cinco níveis de maturidade analítica.

Quadro 1 - Modelos de maturidade analítica segundo Król e Zdonek (2020)

Modelo	Desenvolvedor
Modelo de Maturidade de Processos Analíticos (APMM)	Grossman, RL
Estrutura de quociente de maturidade analítica	Aryng LLC
Estrutura de avaliação de maturidade do Blast Analytics	Blast Analytics & Marketing
DAMM - Modelo de Maturidade de Análise de Dados para Associações	Análise de associação
Modelo DELTA Plus	Davenport, TH, Harris, J. e Morison, B.
Modelo de maturidade da Gartner para dados e análises	Gartner, Inc.
Modelo de Maturidade Logi Analytics	Logi Analytics
Modelo de maturidade analítica on-line	Caminho Cardeal
SAS Analytics Maturity Scorecard	SAS Institute Inc.
Modelo de maturidade de análise TDWI	TDWI, Halper, F., Stodder, D.
Modelo de maturidade do Web Analytics	Hamel, S.

Fonte: Adaptado de Król e Zdonek (2020)

Buitelaar (2018a) propôs um modelo de avaliação da maturidade em analítica de dados revisando de outros modelos, já que havia grande sobreposição entre eles. Observou-se que muitos deles não são derivados de estudos científicos, o que traz, segundo o autor, uma série de desvantagens, dentre as quais, a ausência da descrição da metodologia para criação do modelo. Nesse caso, segundo o autor, há uma clara necessidade da formulação de um modelo formalmente construído e validado, no campo da maturidade e da análise orientada por dados.

De acordo com o modelo de maturidade proposto por Buitelaar (2018a), uma organização pode ser classificada em cinco estágios (Quadro 2).

Quadro 2 - Modelo de maturidade em analítica de dados

Nível	Denominação
1	Comunicando
2	Analisando
3	Otimizando
4	Empoderando
5	Inovando

Fonte: Adaptado de Buitelaar (2018a)

No primeiro nível (comunicando), a organização se utiliza de relatórios básicos e planilhas em um primeiro esforço para realizar análises, sem quaisquer processos formais para orientar as atividades. A proliferação de planilhas leva à confusão, pois não há mais uma única fonte ou qualquer responsabilidade pelos dados e planilhas, mas há um interesse crescente no potencial do uso de dados e análises para apoiar o processo de tomada de decisão. Tanto por parte dos funcionários quanto da alta administração, há o desejo de não mais depender da intuição para a tomada de decisões.

No segundo nível (analisando), a análise de dados torna-se mais formal e organizada. Nesse momento, a gerência visualiza relatórios e indicadores predeterminados, usando-os para tomar decisões mais

fundamentadas. O foco neste estágio é examinar mais profundamente os dados para encontrar *insights*, que podem não ser óbvios. Modelos analíticos podem ser criados para prever como os eventos se desdobrarão no futuro.

O foco do terceiro nível (otimizand) está no desenvolvimento e na operacionalização de análises preditivas e o que se deve fazer futuramente para otimizar os resultados. Operacionalizar o *insight* sem ações manuais é um desafio técnico com grande potencial para o negócio.

O quarto nível (empoderamento) se concentra em capacitar todos na organização com as ferramentas e o conhecimento para analisar e melhorar o seu próprio trabalho ou o de seu departamento. A capacitação também pode ser na forma de permitir a integração rápida de recursos analíticos em produtos ou serviços. Capacitar é um esforço que abrange toda a organização, quando já existe um direcionamento de todos para a mudança durante os estágios anteriores. Ao mostrar continuamente o sucesso de uma abordagem analítica, todos estão mais propensos a responder positivamente à mudança.

No quinto e último nível (inovando), a perspectiva é inovar. A maturidade baseada em dados e todas as coisas nela representadas estão em um nível em que ela é a principal fonte de vantagem competitiva da organização. Ela define a forma como os negócios são feitos e abre portas para muitos produtos e serviços inovadores, redefinindo o modelo de negócios da organização. Nessa etapa, a organização segue progredindo e se redefinindo, estando a melhoria contínua profundamente arraigada.

O modelo proposto é formalmente construído e validado com um processo de concepção totalmente documentado, começando pela identificação das necessidades de informação, crescimento, até a plena competência, tendo a análise como fator de diferenciação. Enfatiza a integração e o discernimento analítico nos processos dentro da organização e da cultura, além da necessidade de capacitar os funcionários e os produtos (BUITELAAR, 2018a).

### 3 ASPECTOS E PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS

O presente trabalho caracteriza-se por ser de natureza qualitativa, já que é um estudo de caso. O estudo de caso pode fornecer dados quantitativos e qualitativos, já que há poucas limitações quanto à natureza das atividades empregadas ou do tipo de dados compilados (COLLIS; HUSSEY, 2005). Um estudo de caso, mesmo não permitindo a generalização, viabiliza a comparação de resultados entre o caso estudado e outros comparáveis, tornando-os mais robustos e convincentes (YIN, 2010).

Quanto aos objetivos, a pesquisa é descritiva, pois seu propósito consiste em descrever situações e acontecimentos, evidenciando como se comporta determinado fenômeno (SAMPIERI; COLLADO; LUCIO, 2013).

No tocante à coleta de dados, a medição da maturidade analítica foi realizada mediante a aplicação de um questionário direcionado à área de ciência de dados, vinculada à superintendência de TI da organização em estudo. Foi utilizado o modelo proposto por Buitelaar (2018a) dada a sua facilidade e disponibilidade de realização, além de representar, a partir da análise bibliográfica, o único estudo com descrição da metodologia utilizada em sua construção. Os questionários foram fornecidos aos respondentes via internet na plataforma on-line disponível no endereço eletrônico <https://data-driven.rubenbuitelaar.com> (BUITELAAR, 2018b).

Ao acessar a plataforma, solicita-se a identificação da organização e do respondente. Em seguida, é apresentada uma visão resumida do modelo, contemplando os cinco estágios e suas principais características. Em seguida, inicia-se o preenchimento do questionário.

O questionário é composto por 24 questões distribuídas em 10 dimensões: (I) Dados, (II) Métricas, (III) Competências, (IV) Tecnologia, (V) Liderança, (VI) Cultura, (VII) Estratégia, (VIII) Agilidade, (IX) Integração e (X) Empoderamento. Cada questão oferece 6 possíveis respostas, em nível de graduação variando de zero a cinco. Essas opções de resposta são sentenças sobre a situação específica da variável analisada, as quais devem ser analisadas e assinalada a afirmativa mais adequada à realidade da organização. O questionário pode ser acessado no sítio eletrônico indicado para verificação plena das questões.

O resultado do questionário é dado por uma tabela e um gráfico com a média aritmética do respondente por dimensão, além de um gráfico final de enquadramento no perfil de maturidade proposto pelo desenvolvedor do modelo, situando a organização em um dos cinco estágios (BUITELAAR, 2018a).

Foi solicitado que os respondentes realizassem o mesmo na sede da operadora, local de trabalho dos sujeitos da pesquisa, de forma individual e de acordo com um agendamento prévio. Esse protocolo foi estabelecido a fim de deixá-los mais à vontade para responder da maneira fidedigna e permitir maior confiabilidade das informações coletadas. Os participantes da pesquisa também preencheram outro questionário desenvolvido especificamente para coletar seus perfis profissionais.

Os respondentes foram o gestor responsável pela área e os analistas do setor que compõem a área de ciência de dados da organização. Eles foram orientados a escolher a alternativa que melhor se adequasse à condição da organização. Para a apresentação dos resultados, optou-se por codificar os sujeitos da pesquisa como: A, B, C, D, E, F, G, H, I, J, K e L, a fim de preservar suas identidades. Os resultados dos questionários voltados à medição da maturidade em analítica de dados foram colhidos individualmente e em conjunto e apresentados em tabelas e gráficos.

A operadora de saúde em questão foi selecionada pela sua importância no contexto local e nacional, no que tange à representatividade de sua carteira de clientes, assim como pelo critério de acessibilidade. É uma cooperativa médica que desenvolve suas atividades em Fortaleza e região metropolitana, estando entre as 20 maiores operadoras do país, sendo a oitava maior do sistema Unimed em número de clientes. Como operadora local, emprega 3.143 funcionários e detém 26,5% do mercado onde atua com 340.775 beneficiários. Cerca de 59,79% da sua carteira refere-se a planos coletivos de atendimento médico e 40,21% em planos individuais. O faturamento em 2020 atingiu R\$ 2,4 bilhões representando crescimento de 3,1% em relação a 2019 (ANS, 2020; UNIMED FORTALEZA, 2020; UNIMED BRASIL, 2020).

#### 4 RESULTADOS

Nesta seção, apresenta-se o resultado compilado a partir da percepção dos sujeitos de pesquisa integrantes da área de ciência de dados da Unimed Fortaleza submetidos ao questionário. O Quadro 3 apresenta os dados de identificação de cada participante.

Quadro 3 - Área de atuação e perfil profissional dos sujeitos da pesquisa

Sujeitos	Cargo / Função	Perfil profissional
A	Superintendente de TI	Idade: 49, sexo masculino; Tempo de serviço no cargo / função: 7 anos Tempo de serviço na cooperativa: 26 anos; Tempo de experiência na área de Ciência de Dados: 9 anos.
B	Gerente de Sistemas e Ciência de dados.	Idade: 35 anos, sexo masculino; Tempo de serviço no cargo / função: 3 anos; Tempo de serviço na cooperativa: 12 anos; Tempo de experiência na área de Ciência de Dados: 5 anos.
C	Médico, Analista	Idade: 33 anos, sexo masculino; Tempo de serviço no cargo / função: 2 anos; Tempo de serviço na cooperativa: 2 anos; Tempo de experiência na área de Ciência de Dados: 2 anos.
D	Analista, Engenheiro de Dados	Idade: 30 anos, sexo masculino; Tempo de serviço no cargo / função: 1 ano; Tempo de serviço na cooperativa: 6 anos; Tempo de experiência na área de Ciência de Dados: 11 anos.
E	Analista de BI	Idade: 34 anos, sexo feminino; Tempo de serviço no cargo / função: 7 anos; Tempo de serviço na cooperativa: 7 anos; Tempo de experiência na área de Ciência de Dados: 11 anos.

F	Analista / Engenheiro de dados	Idade, 41 anos, sexo masculino; Tempo de serviço no cargo / função: 1 mês; Tempo de serviço na cooperativa: 1 mês; Tempo de experiência na área de Ciência de Dados: 7 anos.
G	Estatístico	Idade, 24 anos, sexo masculino; Tempo de serviço no cargo / função: 1 ano e 8 meses; Tempo de serviço na cooperativa: 1 ano e 8 meses; Tempo de experiência na área de Ciência de Dados: 1 ano e 8 meses.
H	Analista de Sistemas	Idade, 47 anos, sexo feminino; Tempo de serviço no cargo / função: 10 anos; Tempo de serviço na cooperativa: 13 anos; Tempo de experiência na área de Ciência de Dados: 10 anos.
I	Analista de BI	Idade, 45 anos, sexo feminino; Tempo de serviço no cargo / função: 9 anos; Tempo de serviço na cooperativa: 7 anos; Tempo de experiência na área de Ciência de Dados: 16 anos.
J	Estatístico / Cientista de Dados	Idade, 25 anos, sexo masculino; Tempo de serviço no cargo / função: 3 anos; Tempo de serviço na cooperativa: 3 anos; Tempo de experiência na área de Ciência de Dados: 3 anos.
K	Estatístico	Idade, 25 anos, sexo masculino; Tempo de serviço no cargo / função: 3 anos; Tempo de serviço na cooperativa: 3 anos; Tempo de experiência na área de Ciência de Dados: 3 anos.
L	Estatístico	Idade, 26 anos, sexo masculino; Tempo de serviço no cargo / função: 2 anos; Tempo de serviço na cooperativa: 2 anos; Tempo de experiência na área de Ciência de Dados: 2 anos.

Fonte: Elaborado pelos autores (2021)

Pode-se observar que a área de ciência de dados da organização em estudo é composta por membros com perfis de atividades e conhecimentos variados, formando uma equipe multidisciplinar, corroborando com o indicado por Correia Neto e Marques (2020). Segundo os autores, uma maior capacidade de análise e integração dos dados é mais provável quando visto sob diferentes perspectivas.

Os resultados individuais de cada avaliado são apresentados na Tabela 1, tomando-se como base o resultado por dimensão em relação aos doze participantes.

Tabela 1 – Resultados individuais por dimensão

Dimensões	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	Média
Dados	3,3	4,0	3,3	3,0	3,3	2,7	3,0	3,0	2,7	3,0	3,3	3,0	3,13
Métricas	3,3	4,3	2,0	4,0	4,3	4,7	3,0	3,7	3,7	3,0	3,3	3,7	3,58
Competências	2,7	3,3	1,3	3,0	2,0	4,0	2,7	4,3	3,3	1,7	2,7	2,7	2,81
Tecnologia	4,0	5,0	2,0	4,0	5,0	5,0	2,5	4,0	4,5	2,0	3,5	2,5	3,67
Liderança	3,5	1,0	2,5	1,0	4,5	4,0	2,5	3,5	3,5	2,0	2,0	2,0	2,67
Cultura	3,5	3,0	2,0	2,0	4,0	4,0	2,0	4,0	3,0	2,0	2,0	2,0	2,79
Estratégia	2,0	3,0	1,5	1,5	3,0	4,0	2,0	4,0	2,5	2,5	2,0	2,5	2,54
Agilidade	4,0	3,5	1,5	3,0	4,0	4,5	2,0	3,0	3,0	2,0	2,0	3,0	2,96
Integração	3,0	3,5	2,0	3,0	2,5	3,5	2,0	3,5	3,5	2,5	3,0	2,5	2,88
Empoderamento	2,7	3,0	1,7	3,0	2,7	4,3	3,0	4,0	3,0	2,3	2,0	2,0	2,81

Fonte: Elaborado pelos autores (2021)

A primeira coluna da Tabela 1 contém as dimensões utilizadas no modelo de avaliação. A segunda coluna apresenta os resultados obtidos do respondente A para cada dimensão. Como cada dimensão é avaliada por meio de determinada quantidade de questões, são apresentados valores médios por dimensão (média aritmética das questões pertinentes à dimensão). As onze colunas seguintes replicam o que foi coletado na segunda coluna para os demais respondentes. A última coluna apresenta a média aritmética simples das pontuações dos respondentes para cada dimensão do modelo, indicando que os pesos das dimensões do modelo são iguais.

A partir da análise do resultado apresentado e da média global de 2,98 (média aritmética das pontuações da última coluna), infere-se que a organização em estudo está situada no terceiro nível de maturidade (Otimizando). Assim, ela já tem consolidado o desenvolvimento e a operacionalização de muitos esforços em analítica de dados, inclusive de maneira preditiva. O sucesso na implantação dessas ferramentas leva à vantagem competitiva, e a percepção das vantagens do uso da ciência de dados na cultura organizacional passa a ficar mais clara, corroborando com Davenport (2014).

Em adição, observa-se certo equilíbrio em relação aos resultados obtidos, situando a organização em nível intermediário segundo a classificação de Buitelaar (2018b). As menores médias ocorreram em "Estratégia" e "Cultura", o que sinaliza maiores oportunidades de melhoria no alcance dos objetivos estratégicos mediante maior esforço nessas áreas. A maior variabilidade dentro da mesma dimensão encontra-se nas dimensões de "Tecnologia" e "Liderança", seguidas de "Agilidade" e "Cultura". Portanto, a percepção dos respondentes nesses quesitos é mais heterogênea, o que sugere oportunidade de melhoria. Segundo a percepção dos respondentes, "Tecnologia" e "Métricas", com as maiores médias, têm o melhor resultado entre as dimensões. O intervalo entre as diferentes dimensões analisadas variou entre 2,54 ("Estratégia") e 3,68 ("Tecnologia"), o que situa a organização em um nível intermediário de maturidade analítica.

O relatório de diagnóstico proposto por Buitelaar (2018b) permite uma série de interpretações de acordo com o resultado obtido em cada dimensão. Com relação à dimensão "Dados", percebe-se que grande quantidade de dados já são obtidos e analisados. Sendo assim, a chave seria utilizar toda essa informação de acordo com os objetivos da organização, devendo-se preocupar com a qualidade dos dados obtidos.

Em relação à segunda dimensão, "Métricas", pode-se inferir que os relatórios estão normalizados e os painéis de controle estão disponíveis para os gestores. Indicadores de performance (KPIs - *Key Performance Indicator*), apoiados por modelos analíticos, foram aprovados como indicadores de referência. O passo seguinte seria avançar este processo para operações em tempo real, permitindo que anomalias sejam detectadas e resolvidas rapidamente. Oportuniza-se, nesse momento, a possibilidade de se criar um processo para detectar e lidar tempestivamente com defeitos, anomalias e tendências.

Com relação ao terceiro indicador, "Habilidades", à medida que a análise evolui, as competências necessárias evoluem. Se passa dos dados básicos colhidos, a partir da mineração de dados, para conceitos mais avançados, tais como a aprendizagem de máquina (*machine learning*). *Machine Learning* é a maneira de dar forma a um modelo computacional a partir da experiência passada, para ser capaz de responder a eventos futuros (MURPHY, 2012). Pode ser utilizada uma grande quantidade de dados para prever comportamentos futuros. Na medida é possível prever o comportamento futuro, pode-se antecipar melhor as necessidades do cliente e agir conforme a situação.

Com relação à quarta dimensão, "Tecnologia", o desafio consiste em integrar estes algoritmos avançados de aprendizagem de máquina aos sistemas da organização. Existe uma enorme quantidade de dados e diversas análises são necessárias para a sua adequada utilização. Existe a necessidade de a infraestrutura ser capaz de transportar e processar dados rapidamente, gerando informação e conduzindo o processo decisório.

A quinta dimensão ("Liderança") tem a tarefa de conduzir a organização através do processo de assimilar a competência em analisar dados. Pode-se concluir que já foram implementados avanços, porém é importante perguntar se a organização tem o interesse de ir além e, para isso, deve-se encorajar a cultura organizacional como força motriz da análise.

A "Cultura" (sexta dimensão) é provavelmente um dos quesitos mais difíceis de se mudar em qualquer organização. No estágio atual, a liderança fornece os meios necessários, e a cultura mantém os avanços que

foram internalizados na organização. Nesse momento, deve ser estimulada a melhoria contínua, em que todos estão empenhados a levar a organização a níveis mais altos de trabalho analítico. A cultura analítica pode apoiar o processo de melhoria sustentada pelos resultados alcançados.

Com relação à sétima dimensão (“Estratégia”), sinaliza-se que a análise cumpre um papel mais proeminente na estratégia, que passa a se tornar mais presente em todos os processos. Nesse momento, a análise torna-se um componente ativo na estratégia global da organização.

Em relação à “Agilidade” (oitava dimensão), sinalizam-se que os processos analíticos estão mais integrados com os processos empresariais, tornando-se mais fluidos. Nesse momento, deve-se ter a atenção às pessoas com as competências e responsabilidades adequadas nos diversos setores. Organizações ágeis são capazes de mudar rapidamente rumo a uma cultura que abrace a mudança e a inovação. Nesse momento, Buitelaar (2018a) sugere que devem-se definir ou reestruturar limites claros de decisão e responsabilidade, a fim de se abraçar a mudança para reagir mais rapidamente, conforme as necessidades estratégicas.

Com relação à “Integração” (nona dimensão), cada vez mais, as análises são realizadas em tempo real e ficam disponíveis para utilização nas diversas áreas da organização. A automatização significa mais rapidez, o que requer um esforço coordenado entre os analistas e os responsáveis pelos setores.

Na última dimensão, “Capacitação”, os colaboradores passam a ter maiores habilidades, e o desafio nesse momento é avançar na melhoria contínua, olhando o processo em contexto de longo prazo. Nesta fase, painéis de monitoramento estão disponíveis e permitem que novos dados sejam comunicados em tempo real, mostrando o estado atual das operações, propiciando que novos eventos possam ser percebidos e solucionados antes de se tornarem um problema. Nesse momento, o tempo entre a ocorrência e a resolução de um problema é drasticamente reduzido, tornando-se mais fácil encontrar o seu motivo.

A maturidade analítica, em grau mais avançado, pode ser alcançada através de um processo de evolução que envolva tecnologia, gerenciamento de dados, análises, governança e componentes organizacionais, quando se torna possível integrar, gerenciar e aproveitar todas as fontes de dados internas e externas relevantes ao processo decisório, envolvendo ferramentas, pessoas, processos e estratégia (HALPER; STODDER, 2014).

## 5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Em relação ao sistema de saúde suplementar, não há dúvidas de que é preciso rever processos e investir em tecnologias capazes de aumentar o controle de custos e melhorar a qualidade da assistência ao cliente. O progresso em tecnologia da informação (TI) aplicada à saúde oferece novas oportunidades, trazendo benefícios em qualidade dos serviços médicos e no resultado das operadoras de saúde. A ciência de dados, como ferramenta de gestão, tende cada vez mais a ser utilizada na obtenção e na análise de dados, compondo o arsenal disponível para o setor usar de maneira estratégica.

Supostamente, quanto maior o grau de maturidade no uso da analítica de dados para fundamentar as decisões e ajudar a gestão, maior são os benefícios esperados. O uso aplicado da TI como ferramenta de gestão deve ser conduzido com alto grau de eficiência e eficácia e podendo ser plenamente administrado de forma continuada. Portanto, é essencial identificar em que nível de utilização está a analítica de dados nas empresas em particular no setor de saúde complementar.

O objetivo desse estudo foi analisar o grau de maturidade em analítica de dados em uma operadora de saúde com atuação em Fortaleza e região metropolitana. Essa operadora pode ser considerada de grande porte, tanto em relação à sua área geográfica de atuação quanto ao Brasil como um todo.

Constatou-se, a partir da aplicação do questionário direcionado aos colaboradores da área de ciência de dados, que a Unimed Fortaleza está em estágio de maturidade em nível 3 de um total de 5, segundo o modelo de Buitelaar (2018a). Sendo assim, apresenta-se com desenvolvimento e operacionalização da análise de maneira preditiva e suas ideias já são operacionalizadas de forma automatizada. Portanto, a empresa objeto de estudo está em nível intermediário de maturidade em analítica de dados conforme o modelo aplicado.

Como limitação do estudo, deve-se registrar que ele foi conduzido durante a pandemia de COVID-19, o que limitou, de certa forma, uma aproximação maior junto aos respondentes. Se não fosse o contexto de

isolamento social, a pesquisa poderia ter se desdobrado de outras maneiras, o que poderia fazer surgir outras descobertas.

Tal estudo pode servir de base para novas análises em estudos futuros, notadamente em organizações ligadas à saúde. Uma análise comparativa dos níveis de maturidade com outras operadora de saúde proporcionaria uma visão do uso relativo de analítica de dados neste importante segmento econômico. Adicionalmente, poderia ser verificado se há relação significativa entre o nível de maturidade e variáveis tais como porte da empresa, nível de faturamento e região de atuação. Há, sem dúvida, muito espaço para o desenvolvimento de outras pesquisas no contexto do uso de analítica de dados em empresas do segmento de saúde suplementar.

## REFERÊNCIAS

AGÊNCIA NACIONAL DE SAÚDE SUPLEMENTAR - ANS. **Dados do setor**. Disponível em:

<http://www.ans.gov.br/aans/noticias-ans/numeros-do-setor/5348-saude-suplementar-fecha-2019-com-47-milhoes-de-beneficiarios-de-planos-de-saude>. Acesso em: 3 abr. 2020.

ARAÚJO, A.A.S.; SILVA, J.R.S. Análise de Tendência da Sinistralidade e Impacto na Diminuição do Número de Operadoras de Saúde Suplementar no Brasil. **Ciência e Saúde Coletiva**. v. 23, n. 8, p. 2763-2770, Ago. 2018.

BAHIA, L. O mercado de planos e seguros de saúde no Brasil: tendências pós-regulamentação. *In*: NEGRI, B.; DIGIOVANNI, G. **Brasil - radiografia da saúde**. Campinas: Instituto de Economia da Unicamp, 2011. p.325-61.

BAHIA, L.; VIANA, A. Breve histórico do mercado de planos de saúde no Brasil. *In*: BRASIL. **Ministério da Saúde**. Regulação e saúde: estrutura, evolução e perspectivas da assistência médica suplementar. Rio de Janeiro: ANS, 2002.

BRASIL. Lei nº 9.656, de 03 de Junho de 1998. Dispõe sobre os planos e seguros privados de assistência à saúde. **Diário Oficial da União**, Poder Executivo, Brasília, DF, 03 jun. 1998.

\_\_\_\_\_. Lei nº 9.961, de 28 de janeiro de 2000. Dispõe sobre a criação da Agência Nacional de Saúde Suplementar – ANS e dá outras providências. **Diário Oficial da União**, Poder Executivo, Brasília, DF, 29 jan. 2000.

BUITELAAR, R. **Building the Data-Driven Organization: a Maturity Model and Assessment**. 2018a. Dissertação (Master of Science in ICT in Business at Leiden University), Leiden, Netherlands.

BUITELAAR, R. **Five Ten Data-Driven Maturity Platform: The 5x10 Data-Driven Maturity Framework**. 2018b. Disponível em: <https://data-driven.rubenbuitelaar.com/>. Acesso em: 5 abr. 2021.

CARLINI, A. L. **Judicialização da saúde no Brasil: causas e possibilidades de solução**. Tese de Dissertação (Doutorado em Direito Político e Econômico) — Programa de Pós-Graduação da Universidade Presbiteriana Mackenzie, São Paulo, 2012.

COLLIS, H.; HUSSEY, R. **Pesquisa em administração**. 2. ed. Porto Alegre: Bookman, 2005.

CORREIA NETO, J.F.; MARQUES, E.V. **Tomada de Decisões Gerenciais com Analítica de Dados**. 1. ed. Rio de Janeiro: Alta Books, 2020.

COSIC, R.; SHANKS, G.; MAYNARD, S. Towards a Business Analytics Capability Maturity Model. *In*: Australian Conference on Information Systems (ACIS), December 2012, Geelong. **Proceedings** [...] Geelong, Australia, 2012. p. 1–11.

DAVENPORT, T. H., COHEN, D., JACOBSON, A. Competing on Analytics. **Harvard Business Review**, v. 84, n. 1, p. 98-107, 2006.

DAVENPORT, T. H. How strategists use “big data” to support internal business decisions, discovery and production. **Strategy and Leadership**, v. 42, n. 4, p. 45–50, 2014.

DHAR, V. Data Science and Prediction In: **Communications of the ACM**, v. 56 n. 12, p. 64-73, 2013.

GONÇALVES, M.; MATTOS, C. A.; CHANG JUNIOR, J. Fatores Críticos de Adoção da Tecnologia da Informação (TI) em Saúde e o seu Impacto na Gestão: um estudo exploratório. **Revista Gestão da Produção Operações e Sistemas**, [S.l.], v. 14, n. 3, p. 209-221, jul. 2019.

GUEDES JÚNIOR, E.O.; OLIVEIRA JÚNIOR, F.A.; MARQUES, E.V.; CORREIA NETO, J.F. Controle de Custos Assistenciais na Saúde Suplementar Utilizando Big Data e Analytics para Prever Comportamentos e Antecipar Cuidados aos Beneficiários. **RAHIS - Revista de Administração Hospitalar e Inovação em Saúde**. Belo Horizonte, v. 17, n. 2, p. 38-57, abr./jun. 2020.

HALPER, F.; STODDER, D. TDWI Analytics Maturity Model Guide. Interpreting Your Assessment Score; **TDWI Research**; The Data Warehousing Institute: Renton, WA, USA, 2014.

HAN, J.; KAMBER, M. **Data Mining. Concepts and Techniques**. 2<sup>nd</sup>. The Morgan Kaufmann Series in Data Management Systems. Waltham: Elsevier Inc., 2006.

KAPPELMAN, L.; MCLEAN, E.; JOHNSON, V.; GERHART, N. The 2014 SIM IT key issues and trends study. **MIS Q. Exec.**, v.13, p. 237–263, 2014.

KRÓL, K.; ZDONEK, D. Analytics Maturity Models: An Overview. **Information** - mdpi.com, v.11, n. 142, 2020.

MACHADO, C. V.; LIMA, L. D.; BAPTISTA, T. W. F. “Políticas de saúde no Brasil em tempos contraditórios: caminhos e tropeços na construção de um sistema universal”, **Cadernos de Saúde Pública**, v. 33, n. 2, p.143-161, 2017.

MULLER, L.; HART, M. Updating business intelligence and analytics maturity models for new developments. *In: International Conference on Decision Support System Technology*, 2016, Cham. **Proceedings** [...].Cham: 2016. p. 137–151.

MURPHY, K. **Machine Learning: A Probabilistic Perspective**. Cambridge, MA: MIT Press, 2012.

NUNES, A. A concentração no mercado de saúde suplementar no brasil. **Pesquisa e Debate**, São Paulo, v. 25, n. 2, p. 51-68, jul./dez. 2014.

OCKÉ-REIS, C.O.; ANDREAZZI, M.F.S.; SILVEIRA, F.G. O mercado de planos de saúde no Brasil: uma criação do Estado? **Rev. Econ. Contemp.**, Rio de Janeiro, v. 10, n. 1, p. 157-185, 2006.

PEREIRA, S. R.; PAIVA, P. B.; SOUZA, P. S.; SIQUEIRA, G.; PEREIRA, A. R. Sistemas de Informação para Gestão Hospitalar. **Jounal of Health Informatics**, v. 4, n. 4, p. 170-5, nov. 2012.

PEDROSO, M. M.; LIMA, J. C.; ASSEF NETO, V. B. Ciência de Dados aplicada ao Arca: desenvolvimento e disponibilização de ferramentas para recuperação da informação no Repositório Institucional da Fundação Oswaldo cruz. **Receis – Rev Eletron Comun Inf Inov Saúde**, v. 11, p. 1–5,2017.

PROVOST, F., FAWCETT, T. **Data Science Para Negócios**. Rio de Janeiro: Alta Books, 2016.

SALAZAR, A.L.; RODRIGUES, K.; NUNES JÚNIOR, V.S. Assistência privada à saúde: regulamentação, posição do IDEC e reflexos no sistema público. In: BRASIL/MS. **Direito sanitário e saúde pública**, v. 1, p. 333-362, 2005.

SAMPIERI, R. H.; COLLADO, C. F.; LUCIO, P. B. **Metodologia de Pesquisa**. 5. ed. São Paulo: McGraw-Hill, 2013.

SANTOS, T.J.N. **Data Science Aplicada aos Custos Assistenciais de uma Operadora de Planos de Saúde - um Estudo de Caso**. 2017. Dissertação (Mestrado em Design, Tecnologia e Inovação) — Programa de Pós-Graduação em Design, Tecnologia e Inovação, Centro Universitário Teresa D'Ávila, Lorena.

SOUSA, J.V.B. As agências reguladoras no Brasil e a regulamentação no setor de saúde. **Revista Âmbito Jurídico**. N.156. 2017. Disponível em: <https://ambitojuridico.com.br/cadernos/direito-administrativo/as-agencias-reguladoras-no-brasil-e-a-regulamentacao-no-setor-de-saude/>>. Acesso em: 5 maio 2020.

UNIMED BRASIL. **Panorama da Saúde Suplementar no Brasil**. Junho de 2020. Disponível em: [https://www.unimed.coop.br/portalunimed/flipbook/unimed\\_brasil/panorama\\_saude\\_em\\_numeros\\_junho\\_2020/](https://www.unimed.coop.br/portalunimed/flipbook/unimed_brasil/panorama_saude_em_numeros_junho_2020/). Acesso em: 29 out. 2020.

UNIMED FORTALEZA. **Relatório de Gestão e sustentabilidade 2019**. Disponível em: <https://www.unimedfortaleza.com.br/relatorios-de-gestao>. Acesso em :10 jan. 2020.

YIN, R. **Estudo de caso: Planejamento e Métodos**. 4. ed. Porto Alegre: Bookman, 2010.