

ARTIGO ORIGINAL

## Inteligência Artificial: Vigiexcelência, Uma Estratégia Desenvolvida Durante A Pandemia De Covid-19

Eliza Miranda Ramos<sup>1</sup>  
Alexandra Maria Almeida Carvalho<sup>2</sup>

**Destaques:**

- (1). O desenvolvimento de IA otimiza a vigilância epidemiológica e reduz erros humanos.
- (2). Estabelecer políticas de IA com urgência em níveis nacional, estadual e municipal para o SUS.
- (3). A IA melhora a prestação de serviços de saúde e aumenta a eficiência nas tomadas de decisão.

### RESUMO

**Objetivo:** Descrever o processo de desenvolvimento de uma IA com o uso de *Machine Learning* para as tomadas de decisão relacionadas à Covid-19. **Metodologia:** Este estudo quantitativo, descritivo e exploratório utilizou dados secundários de domínio público dos sistemas da rede SUS, coletados na plataforma OpenDataSUS e na rede municipal de saúde. O objetivo foi descrever o processo de desenvolvimento de uma IA chamada Vigiexcelência com o uso de *Machine Learning* para tomada de decisão rápida em resposta à Covid-19. **Resultado:** Por meio do uso do *Machine Learning* o algoritmo foi capaz de realizar avaliações e fornecer respostas rápidas com base em modelos preditivos. **Conclusão:** O uso de IA na vigilância epidemiológica melhora a prestação de serviço de saúde.

**Palavras-chave:** Covid-19; machine learning; vigilância; epidemiologia; redes neurais.

<sup>1</sup> Universidade Federal de Mato Grosso do Sul – Campo Grande/MS, Brasil. <https://orcid.org/0000-0003-2683-636X>

<sup>2</sup> Universidade Federal de Mato Grosso do Sul – Campo Grande/MS, Brasil. <https://orcid.org/0000-0002-7868-3214>

## INTRODUÇÃO

A utilização de Inteligência Artificial (IA) na vigilância epidemiológica para o controle da Covid-19 pode ser utilizada para a tomada de decisão de forma eficiente no Sistema Único de Saúde (SUS)<sup>1</sup>. Recursos devem ser aplicados para aprimorar o funcionamento das organizações responsáveis pela vigilância epidemiológica, estimulando ações eficientes, eficazes e efetivas<sup>1</sup>.

No Brasil, as dificuldades tecnológicas associadas às crises econômicas e sociais reforçadas pela transição demográfica territorial e epidemiológica fortalecem o agravamento para tomadas de decisão menos eficientes e eficazes<sup>2</sup>. Ainda assim, o Sistema Único de Saúde (SUS) tem investido e reforçado ações para a instituição de políticas de saúde inovadoras, principalmente tecnológicas no uso de IA<sup>2</sup>.

Nesta perspectiva teórica destaca-se a teoria da governança de dados no desenvolvimento de inteligência artificial (IA) aplicada à vigilância epidemiológica<sup>2,3,4</sup>, buscando envolver diferentes atores e instituições, com estratégias e ações de procedimentos com a finalidade de gerir com eficácia<sup>3</sup>, com tomadas de decisão interfederativas e compartilhadas com melhor resposta ao agravo de forma sanitária e econômica.

As estratégias governamentais com uso de IA na saúde são capazes de ofertar decisões com abrangência no mecanismo de controle informal de caráter não governamental<sup>4</sup>. Assim, o profissional de saúde ou gestor em saúde desenvolve a possibilidade de atuar e tomar decisões de respostas rápidas e eficientes conforme a gravidade do problema no seu território, seja ambiental, vírus, bactéria ou químico<sup>1,4</sup>.

Conforme a Constituição Federal do Brasil<sup>5</sup>, os serviços de saúde devem realizar ações com relevância pública, devem ser usados pela população de forma regional e hierarquizada, garantindo o atendimento integral da pessoa no território nacional<sup>2,5</sup>, principalmente nas ações de tomadas de decisão, monitoramento, tratamento e preventivas<sup>4</sup>.

Reforça-se a gestão descentralizada e com direção única pela esfera de governo, construindo um sistema pautado pela participação da população no seu processo de desenvolvimento e execução<sup>2,4</sup>. Em grande parte, o SUS realiza ações com gestão de forma descentralizada para o nível municipal, mantendo os erros em sua estrutura e formas de governança, e não fortalecendo amplamente a equidade na distribuição do serviço de saúde no Brasil<sup>3,4</sup>. Neste contexto de dificuldades e desafios no território brasileiro, o uso de IA foi descrito com a finalidade de apoiar a resposta rápida à Covid-19 e diminuir a alta pressão sobre o SUS<sup>10</sup>. Estratégias tecnológicas, como o uso de Inteligência Artificial na saúde, desempenham um papel fundamental, principalmente no aumento da eficácia ao acesso do sistema de saúde público brasileiro<sup>6</sup>. O uso de indicadores de sinais e sintomas na IA, por meio de ferramentas de avaliação de risco autogeridas, conhecidas por *chatbots*, articula um aumento na qualidade de sobrevivência de pacientes no atendimento em saúde<sup>6,7</sup>. Usar ferramentas de indicadores de sinais e sintomas de doenças em uma IA aumenta o potencial de identificação de pacientes sintomáticos ou com potencial para agravar e morrer<sup>6</sup>.

O objetivo desses instrumentos é realizar a triagem dos pacientes de forma a beneficiar a avaliação clínica e a gestão em saúde na oferta de cuidados específicos e seguros<sup>5,6</sup>. Na França, um aplicativo *on-line* foi utilizado para autotriagem de casos suspeitos de Covid-19 e contribuiu para aliviar as chamadas para a central de atendimento de emergência, provando ser eficiente em prever um aumento na necessidade do uso de leitos hospitalares<sup>7</sup>.

A IA, por meio da linguagem de *Machine Learning* ou *Deep Learning* e redes neurais, é capaz de realizar a autotriagem e avaliação de risco do paciente, distribuir informações de saúde e conhecimento, rastrear e monitorar os sinais e sintomas da Covid-19 e os maiores riscos de exposição<sup>8,9,10</sup>. A pandemia levou gestores e profissionais de saúde a responderem rapidamente à Covid-19 no sistema de saúde no Brasil, conforme a estratégia definida para lidar com o agravo em território municipal<sup>2,4</sup>. Definir uma resposta rápida ao agravo apresenta variações na evolução da doença, intensidade e duração, geralmente relacionada ao início e término dos sintomas, e são decisões fortalecidas no alinhamento político do SUS<sup>9,13,14</sup>.

No Brasil não foram encontrados estudos que avaliem o impacto da efetivação do uso de Inteligência Artificial nas tomadas de decisão e fornecimento de resposta rápida à vigilância epidemiológica. Com a finalidade estratégica de apoiar a realização das ações do sistema de saúde no nível municipal, foi desenvolvida a Vigiexcelência, uma Inteligência Artificial para o monitoramento de indicadores de sinais e sintomas de Covid-19, fornecendo uma resposta rápida.

Dessa forma, este estudo tem como objetivo descrever o processo de desenvolvimento de uma IA com o uso de *Machine Learning* para as tomadas de decisão relacionadas à Covid-19.

## METODOLOGIA

Para o desenvolvimento da IA foi utilizada a modelagem dos dados com base em pacientes com Covid-19 atendidos no período de junho de 2020 a junho de 2021, na cidade de Campo Grande, capital do Estado do Mato Grosso do Sul. O estudo foi submetido ao Comitê de Ética em Pesquisa da Universidade Federal do Mato Grosso do Sul e obteve aprovação (CAAE – 4296320.0.0000.0021). Foram utilizados dados individualizados dos pacientes com Covid-19 disponíveis no OpenDataSUS. O OpenDataSUS disponibiliza informações para subsidiar análises epidemiológicas conforme a situação sanitária, tomadas de decisão baseadas em evidências e elaboração de programas de ações de saúde.

Foram incluídos pacientes com resultado positivo para Covid-19 pelo teste RT-PCR, com classificação leve, moderado e grave<sup>13</sup>. O Teste RT-PCR foi usado como padrão ouro no diagnóstico laboratorial, pois é um exame biomolecular que permite a identificação do material genético (RNA) do vírus Sars-Cov-2 em amostras de secreção respiratória<sup>13,14</sup>, em que os pacientes com sinais de agravamento apresentaram alteração na saturação de oxigênio inferior a 95%, dispneia, alteração no RX ou tomografia seguidos de hospitalização<sup>13,14</sup>. Foi empregada a técnica do filtro de *bloom* como forma de identificação dos casos inclusos, as variáveis, foram utilizados os campos de identificação como faixa etária, município de residência, data de nascimento, sexo e nome do paciente e classificação final dos casos<sup>13,14</sup> (Figura 1). Cerca de 15.526 dados dos pacientes estavam cadastrados no OpenDataSUS no período. Foram selecionadas cinco variáveis preditoras: óbitos, saturação de oxigênio inferior a 95%, dispneia, alteração de imagem com uso do RX ou tomografia e com hospitalização em terapia intensiva<sup>13,14</sup>. Os dados passaram por uma etapa inicial de pré-processamento, com a finalidade de tratar as variáveis ausentes e transformar os dados a fim de serem usados na construção de diferentes tipos de modelos preditivos de *machine learning*. Conforme foi realizada a seleção das variáveis, pôde-se observar que todas estavam totalmente preenchidas, sem valores denominados ausentes (*missing*). As variáveis apresentadas com mais de duas categorias foram denominadas por um conjunto de variáveis classificadas como *dummy*, na qual para cada categoria foi gerado um conjunto de variável com valores equivalentes de zero ou um<sup>22</sup>. A construção das variáveis contínuas foram realizadas por meio de *escore-z* (*z-score*)<sup>18,22</sup>. Foi realizado o teste da correlação numérica e foi evidenciado alta correlação entre o número de habitantes no município e a média de casos classificados como leve, moderado e grave (52,86%). Desta forma optou-se por dicotomizar a variável de número de habitantes utilizando a definição de 500 mil habitantes para identificação de atuação em uma cidade grande no Estado do Mato Grosso do Sul. Para a fase de pré-processamento e carregamento dos dados foi utilizado o sistema gerenciador de banco de dados *Mongo DB*. Para análise dos dados e construção dos modelos foi utilizada a linguagem *Python* na plataforma *Google Colab*. A Vigiexcelência foi desenvolvida em maio de 2022, utilizando uma estruturação de linguagem natural de processamento para lidar com as dificuldades de monitoramento e tomadas de decisão na pandemia da Covid-19. Foram empregadas técnicas de aprendizado de máquina, como *Random Forest* e redes neurais<sup>21,22</sup>. Para ilustrar e visualizar os resultados foram realizados testes caracterizando um experimento simples<sup>22</sup>.

Ao todo foram desenvolvidos três algoritmos de aprendizado supervisionados de *Machine Learning*: *regressão logística*, *random forest* e *redes neurais*. Na validação cruzada os dados foram separados em duas fases<sup>18,22</sup>. Na primeira fase 70% dos dados foram destinados ao treinamento do algoritmo e na segunda fase foi utilizada uma amostragem de 30% para o teste com ajustes de hiperparâmetros do modelo, simulando novos dados e selecionando os hiperparâmetros que foram otimizando a métrica de performance escolhida<sup>18,20,21</sup>. Essa fase de treinamento permitiu que o algoritmo obtivesse um melhor desempenho preditivo quando em contato com novos conjuntos de dados. A técnica de validação cruzada utilizada foi a *k-fold*<sup>26,27</sup>. O estudo modelou a descrição de dois grupos de ações de Inteligência Artificial: análise de risco e predição dos indicadores de sinais e sintomas de Covid-19<sup>18,21,26</sup>. A análise de risco foi desenvolvida para prever óbito ou cura em pacientes com Covid-19, enquanto a predição foi realizada com base nos indicadores de sintomas relacionados à vigilância epidemiológica, visando a recomendar medidas de prevenção e controle da doença.

A modelagem de dados para aprendizado de máquina foi desenvolvida com base nos dados coletados, a fim de prever o número de indivíduos infectados por Covid-19 que evoluíram para óbito. A análise quantitativa desses dados foi realizada utilizando modelos de aprendizado de máquina desenvolvidos pela Vigiexcelência. Os algoritmos de aprendizado de máquina foram projetados para auxiliar na tomada de decisão (prevenção, tratamento, monitoramento e resposta rápida) aos problemas identificados no monitoramento de pacientes no município. A IA foi alimentada semanalmente com algoritmos desenvolvidos pela equipe interdisciplinar, seguindo as diretrizes do Regulamento Internacional Sanitário do CDC (Centro de Controle e Prevenção de Doenças) para o enfrentamento da Covid-19<sup>25</sup>. Caso o algoritmo identificasse sinais e sintomas compatíveis com Covid-19, a IA iniciava um fluxograma de ações por meio de triagens específicas para uma resposta rápida (Figura 1).

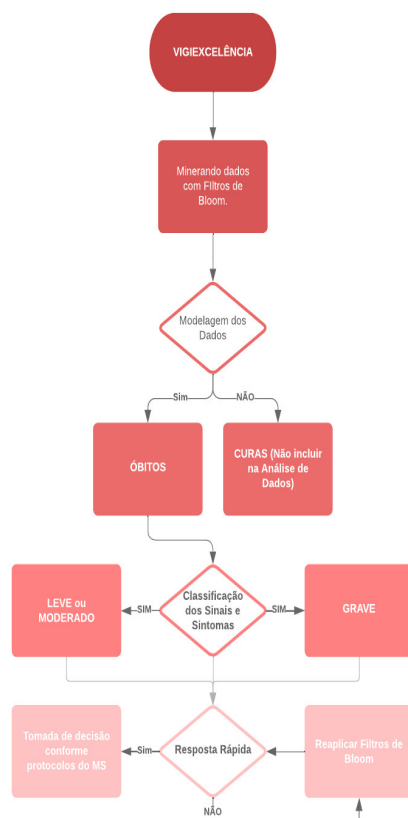


Figura 1 – Fluxograma para avaliação de indicadores de sintomas de agravamento na Covid-19, Mato Grosso do Sul, 2023.

Fonte: Autoria própria (2023).

Desta forma, foi construída uma modelagem de dados para aprendizado de máquina capaz de diferenciar variados níveis de risco para a saúde da população, capaz de qualificar de forma mais específica a tomada de decisão dos gestores em saúde no município. Quando um paciente era diagnosticado com indicadores de sintomas, ele era classificado em grupos específicos, como leve, moderado ou grave (Figura 1), de acordo com os critérios definidos pelo Ministério da Saúde<sup>25</sup>.

Pacientes classificados como graves passavam por triagem adicional pelo algoritmo de classificação. A cada 24 horas, o algoritmo interagiu com o banco de dados atualizando as informações clínicas do paciente (Figuras 1 e 2). No prazo de 72 horas fornecia uma resposta rápida ao gestor para auxiliar na tomada de decisão no território conforme orientações do regulamento internacional.

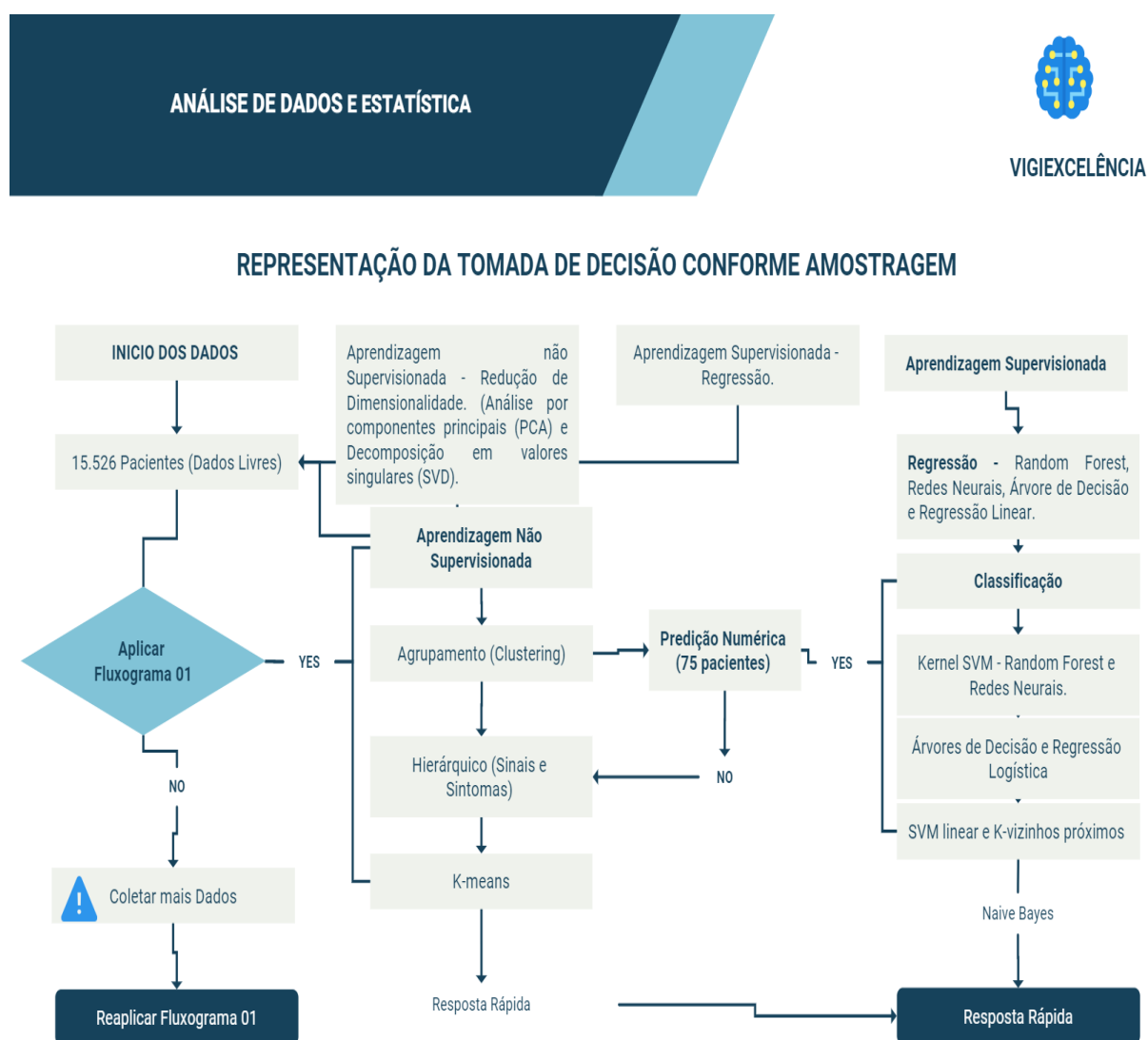


Figura 2 – Fluxograma descrevendo a tomada de decisão na amostragem, Mato Grosso do Sul, 2023.

Fonte: Autoria própria (2023).

Desta forma, o fluxograma baseado em algoritmos adaptava a prioridade do atendimento no município durante a pandemia (Figura 2). Dois profissionais de saúde validaram a qualidade da resposta rápida fornecida pela Vigiexcelência, que potencialmente permitiu uma tomada de decisão mais eficaz e eficiente por parte dos gestores no período da pandemia no município.

## RESULTADOS

Foi realizada inicialmente a análise descritiva dos dados de treinamento e teste no período de 2020 a 2021. Os dados de treinamento compreendem 7.945 registros de pacientes com Covid-19 no município, havendo 8.208 casos positivos diagnosticados pelo método RT-PCR e classificados como sintomáticos. A classificação foi baseada em indicadores de sintomas de agravamento, seguindo os protocolos estabelecidos pelo Ministério da Saúde<sup>13,14</sup>. Os resultados obtidos revelaram a existência de 8.208 pares sintomáticos e 7.318 casos assintomáticos, conforme detalhado na Tabela 1 e Tabela 2.

Tabela 1 – População de estudo e classificação de casos de Covid-19 com análise descritiva dos dados, Campo Grande – MS, junho de 2020 a junho de 2021

| Variável                             |               | n                  | %               |
|--------------------------------------|---------------|--------------------|-----------------|
| <b>População</b>                     |               |                    |                 |
| População geral no município *       |               | 916.001            | 100             |
| População para a IA (Vigiexcelência) |               | 15.526             | 1,69            |
| <b>Classificação Covid-19</b>        |               |                    |                 |
| Leve                                 |               | 3.597              | 23,16           |
| Moderado                             |               | 4.550              | 29,30           |
| Grave                                |               | 61                 | 0,40            |
| Assintomático                        |               | 7.318              | 47,14           |
| <b>Sintomáticos</b>                  |               | <b>Treinamento</b> | <b>Teste</b>    |
| Variável                             | Categoria     | n (%)              | n (%)           |
| Sexo                                 | 1 – Masculino | 612,10 (21,40)     | 556,97 (22,63)  |
|                                      | 0 - Feminino  | 5367,40 (65,44)    | 4156,20 (77,38) |
| Classificação Covid-19               | 0 – Leve      | 3364,23 (93,54)    | 3307,37(91,93)  |
|                                      | 1 – Moderado  | 258,14 (5,68)      | 288,01 (6,33)   |
|                                      | 2 – Grave     | 19 (0,02)          | 19 (0,02)       |
| Óbito                                | 0 – Não       | 7945,36 (96,85)    | 7544,73 (91,96) |
|                                      | 1 – Sim       | 57 (94,40)         | 59 (97,15)      |

Fonte: OpenDataSUS, 2023.

Nota: \*População total do município informada por: <https://www.ibge.gov.br/cidades-e-estados/ms/campo-grande.html>.

A categoria com maior percentual de casos foi descrita nos casos com sinais e sintomas moderados (29,30%). A caracterização sociodemográfica dos casos de Covid-19 pode ser observada na Tabela 2. Em relação aos pacientes sintomáticos, destaca-se a diferenciação entre os conjuntos de treinamento e teste. Na variável sexo observa-se que, no conjunto de treinamento, 21,40% são do sexo masculino, entretanto 65,44% são do sexo feminino. No conjunto de teste, essas proporções de acerto alteram-se para 22,63% e 77,38%. Quanto à classificação da Covid-19, no conjunto treinamento, a maioria dos pacientes (93,54%) apresenta formas leves da doença, seguidos por 5,68% com formas moderadas e uma minoria (0,02%) com formas graves. No conjunto de teste, as proporções são de 91,93%, 6,33% e 0,02%, respectivamente. A variável óbito demonstra que, no conjunto de treinamento, 96,85% dos pacientes não evoluíram para o óbito, enquanto no conjunto de teste essa proporção é de 91,96%, contudo entre os pacientes do sexo feminino no conjunto teste, a taxa de óbito é superior, atingindo 97,15%.

Tabela 2 – Distribuição dos casos de sintomáticos e assintomáticos de Covid-19 conforme sexo e faixa etária, Campo Grande – MS, junho de 2020 a junho de 2021

| Variáveis           | Sintomáticos (8.208) |       | Assintomáticos (7.318) |       |
|---------------------|----------------------|-------|------------------------|-------|
|                     | n                    | %     | n                      | %     |
| <b>Sexo</b>         |                      |       |                        |       |
| Masculino           | 2.837                | 34,56 | 3586                   | 49    |
| Feminino            | 5.335                | 65,44 | 3732                   | 51    |
| <b>Faixa etária</b> |                      |       |                        |       |
| 18 - 24 Anos        | 517                  | 6,30  | 3952                   | 7,99  |
| 25 - 34 Anos        | 919                  | 11,20 | 1609                   | 54    |
| 35 - 44 Anos        | 1017                 | 12,39 | 439                    | 21,99 |
| 45 - 54 Anos        | 4711                 | 57,40 | 608                    | 6     |
| 55 - 64 Anos        | 855                  | 10,42 | 125                    | 8,31  |
| 65 anos ou mais     | 189                  | 2,30  | 3586                   | 1,71  |

Fonte: OpenDataSUS, 2023.

Em termos de população de pacientes, a maioria dos casos foi diagnosticada nos pacientes com faixa etária entre 25 e 34 anos (54%) nos assintomáticos. Já nos sintomáticos a faixa etária foi verificada entre 45 e 54 anos (57,4%). A caracterização dos números de casos de Covid-19 conforme os sintomas indicadores para o agravamento pode ser verificada na Tabela 3.

Tabela 3 – Distribuição dos sinais e sintomas presentes de agravamento para Covid-19, Campo Grande – MS, junho de 2020 a junho de 2021

| Sintomas indicadores para agravamento      | n (8.208)          | %            |
|--------------------------------------------|--------------------|--------------|
| Óbito Geral                                | 517                | 6,30         |
| Saturação de O <sub>2</sub> inferior a 95% | 4266               | 52           |
| Dispneia                                   | 1313               | 16           |
| Alteração de Imagem no RX ou Tomografia    | 1560               | 19,01        |
| Hospitalização                             | 931                | 11,35        |
|                                            | <b>Treinamento</b> | <b>Teste</b> |
| Óbito                                      | 362                | 155          |
| Saturação de O <sub>2</sub> inferior a 95% | 2982               | 1284         |
| Dispneia                                   | 918                | 395          |
| Alteração de Imagem no RX ou Tomografia    | 1093               | 497          |
| Hospitalização                             | 654                | 277          |

Fonte: OpenDataSUS, 2023.

A Tabela 3 descreve uma análise dos sinais e sintomas que se mostraram indicadores significativos para o agravamento em pacientes com Covid-19. O conjunto inicial de dados consiste em 8.208 pacientes observados e cada sintoma foi expresso em frequência absoluta e percentual em relação ao total. O óbito geral identificou 571 casos, constituindo 6,30% do conjunto e demanda atenção especial devido ao desenvolvimento de sinais e sintomas de agravamento. A saturação de O<sub>2</sub> inferior a 95% destaca-se numericamente, com 4.266 casos (52%), sendo uma variável importante no processo de determinação do agravamento dos pacientes. Dispneia manifestou-se em 1.313 casos (16%), frequente associada ao agravamento clínico e indica intervenções como hospitalização para o paciente. Alteração da imagem no RX ou Tomografia observada em 1.560 casos (19,01%), desenvolve nos pacientes que evoluíram a óbito com período de internação. Hospitalização, 931 casos (11,35%),



evidência que a gravidade requer cuidados intensivos no processo de internação. Os dados foram divididos em conjuntos de treinamento (70%) e teste (30%), mantendo proporções dos sintomáticos. Essa abordagem preserva a representatividade, proporcionando robustez estatística. Na Tabela 3, ao dividir os dados em conjuntos de treinamento e teste, mantendo as proporções dos sintomas, e fundamentada na necessidade de preservar a representatividade, mantém a proporção específica dos sintomas de agravamento e respaldada na necessidade de preservar a integridade estatística com conjunto original de 8.208 observações. Essa abordagem generaliza de forma eficaz o modelo para novos dados e proporciona uma avaliação precisa do seu desempenho. Ao manter a proporção das variáveis que indicam agravamento, ocorre a minimização do risco de viés de seleção, assegurando que a análise foi conduzida em uma amostragem com distribuição semelhante à encontrada no conjunto original. Essa prática, confirmada nos dados encontrados na Tabela 3, específicos nas proporções de treinamento e teste, atua como uma medida preventiva contra distorções nos resultados e garante uma interpretação precisa do desempenho do modelo.

Para avaliar o desempenho da IA uma rede neural LSTM (Rede de memória de longo prazo)<sup>27</sup> foi utilizada, pois, uma LSTM pode usar uma análise de dados do zero e cada nova análise de dados é verificada com os *loops*, permitindo que as informações persistam no processo de modelagem de dados principalmente nas predições<sup>29</sup>.

O desempenho do modelo para os cinco temas considerados no estudo pode ser visto na Tabela 4.

Tabela 4 – Desempenho do modelo para as cinco variáveis avaliadas com sinais de agravamento, Campo Grande – MS, 2023

| <b>Variáveis</b>                              | <b>Teste<br/>Simples</b> | <b>Sintomáticos</b> | <b>Assintomáticos</b> | <b>Recall</b> | <b>Precision</b> | <b>F1 Score</b> |
|-----------------------------------------------|--------------------------|---------------------|-----------------------|---------------|------------------|-----------------|
| <b>Óbitos</b>                                 | 75                       | 20                  | 3                     | 0,97          | 0,94             | 0,97            |
| <b>Saturação de O<sub>2</sub></b>             | 854                      | 171                 | 32                    | 0,94          | 0,88             | 0,96            |
| <b>Dispneia</b>                               | 263                      | 53                  | 10                    | 0,91          | 0,93             | 0,51            |
| <b>Alteração de Imagem no RX e Tomografia</b> | 312                      | 63                  | 13                    | 0,87          | 0,83             | 0,95            |
| <b>Hospitalização</b>                         | 110                      | 22                  | 5                     | 0,95          | 0,93             | 0,57            |

Fonte: Autoria própria, 2023.

A classificação ao utilizar a rede neural LSTM (Long Short-Term Memory), uma rede neural de memória de longo prazo, foi realizada para a análise de cinco temas relevantes. Devido, no entanto, ao baixo número de amostras na classe referente a óbitos, foram identificados apenas 75 óbitos entre os casos sintomáticos. Essa limitação na quantidade de dados classificados como óbitos resultou em desafios durante o processo de análise. A proporção da classe sintomática foi bastante reduzida, variando entre 0,2% e 3,9% para todas as variáveis consideradas. Essa desproporção acaba por afetar a classificação dos casos assintomáticos e, em alguns momentos, pode levar a uma sobrevalorização dessa classe. Consequentemente, isso pode resultar em previsões erroneamente altas, predominando a classificação correta dos casos sintomáticos. Para corrigir esse viés e avaliar o desempenho de forma adequada, foram utilizadas métricas como recall, precisão e pontuação F1.

A Tabela 4 apresenta um resumo das métricas de desempenho para os cinco temas analisados. Observou-se que as melhores análises de precisão e pontuação F1 foram alcançadas para a previsão de óbito, saturação de oxigênio inferior a 95% e alterações detectadas em imagens de raio-X ou tomografia. Em particular, a taxa de 97% de análise correta para os óbitos indica que o modelo rotulou erroneamente apenas 3% das amostras classificadas como assintomáticas. A precisão de 94% significa



que em apenas 6% dos casos o modelo classificou incorretamente uma amostra como sintomática, ou seja, relacionada à classe classificatória. Esse resultado é favorável, considerando o excelente desempenho do modelo em um conjunto de dados tão desbalanceado, como os presentes nos bancos de dados do Ministério da Saúde.

## DISCUSSÃO

O desenvolvimento dessa tecnologia é a primeira descrição de uma Inteligência Artificial com capacidade e efetividade na resposta rápida ao agravo e análise de condições clínicas do paciente<sup>4</sup>. No presente estudo os 8.208 pacientes com resultado positivo para Covid-19 por meio do exame RT-PCR foram classificados como sintomáticos<sup>14</sup>, poderiam ser monitorados a distância com segurança, sem a visita presencial do profissional de saúde ou avaliação em sala de emergência e permanecer em conversa direta de forma remota<sup>15</sup>, por exemplo, por aplicativo de avaliação clínica do paciente. Esses padrões de monitoramento podem ser desenvolvidos conforme definido nas diretrizes de gestão de monitoramento e atendimento da Covid-19 pelo Ministério da Saúde e Organização Mundial de Saúde<sup>14,15</sup>.

O desenvolvimento dessa IA no Brasil fortalece a afirmativa da sustentabilidade da instituição e desenvolvimento de uma Inteligência Artificial como tecnologia inovadora, a qual exige padrões adaptativos à realidade do sistema de saúde pública vigente, no caso, o SUS<sup>17</sup>. A característica distintiva das redes LSTM reside em sua habilidade de processar sequências temporais<sup>4</sup>. Em contextos na vigilância epidemiológica, quando observamos uma progressão contínua de eventos e condições ao longo do tempo, essa capacidade captura padrões temporais complexos e possibilita a realização de uma análise mais profunda de como determinados eventos ou condições evoluem, contribuindo para a sustentabilidade das descobertas<sup>17</sup>. Outro fator é a capacidade das redes LSTM de reterem informações de longo prazo<sup>17</sup>.

Em situações de saúde, com evoluções crônicas ou ao analisar padrões de longo prazo que contribuem para resultados de saúde, a memória de longo prazo torna-se essencial. As redes LSTM superam o desafio do desvanecimento do gradiente, permitindo que informações relevantes sejam mantidas por períodos estendidos, fornecendo assim uma base sólida para análises sustentáveis<sup>17</sup>. A predição precisa é outra característica que eleva a sustentabilidade dos achados obtidos por meio de redes LSTM<sup>17</sup>. A capacidade dessas redes de aprender dependências complexas nos dados permite a antecipação de tendências futuras, fornecendo *insights* para as tomadas de decisão preventivas. Essa habilidade é particularmente precisa em contextos na vigilância epidemiológica, quando a capacidade de prever cenários futuros pode impactar positivamente os resultados de saúde. Além disso, a capacidade das redes LSTM de se adaptar a mudanças nas condições dos dados contribui para a robustez e sustentabilidade dos achados. Em ambientes de saúde dinâmicos, em que os padrões de saúde dos pacientes podem evoluir, a flexibilidade das redes LSTM em se ajustarem a essas mudanças é um atributo importante de ser aplicado.

A capacidade de lidar com dados heterogêneos é outra característica que destaca as redes LSTM na análise de dados em saúde. A integração eficaz de diferentes tipos de dados, como dados clínicos, biomédicos, demográficos e epidemiológicos contribui para uma análise mais abrangente e, consequentemente, para achados mais sustentáveis. Em conclusão, o algoritmo desenvolvido para ser usado na Vigiexcelência e aplicado nas redes neurais LSTM na análise de dados temporais em saúde representa um avanço significativo devido a sua fácil adaptação à vigilância epidemiológica. Suas características distintivas, como processamento eficaz de sequências temporais, memória de longo prazo, predição precisa, capacidade de adaptação e manuseio de dados heterogêneos, convergem para fornecer achados sustentáveis e valiosos, enriquecendo assim a compreensão e

o impacto nas práticas de saúde. Por isso, o algoritmo desenvolvido para análise de dados para a Vigiexcelência foi padronizado para ser utilizado no Sistema Único de Saúde e alavancando os recursos financeiros disponíveis na região do território escolhido para modelagem de dados. O Brasil é um país continental<sup>17</sup>, com suas complexidades e dificuldades e necessita de tomada de ações de tecnologia inovadoras e soluções em saúde com eficiência a fim de vencer vários obstáculos existentes na saúde pública brasileira<sup>17</sup>. O município descrito neste estudo pertence ao agrupamento, conforme dados do IBGE, mais elevado economicamente no território brasileiro<sup>19</sup>, observando-se que a utilização de tecnologia pelo sistema gestor de saúde pode proporcionar melhor acessibilidade para soluções tecnológicas com uso de Inteligência Artificial. O recurso tecnológico, entretanto, e a estrutura financeira de projetos em inovação tecnológica no Brasil são os principais pontos limitantes para o desenvolvimento de Inteligências Artificiais.

O desenvolvimento da Vigiexcelência foi um esforço colaborativo de instituições de ensino, saúde pública e ensino particular. No Brasil é importante desenvolver acessibilidade nos projetos de criação de novas ferramentas inovadoras na saúde pública em parceria com instituições particulares com a finalidade de trazer apoio e proteção ao desenvolvimento de tecnologias inovadoras para a saúde<sup>18, 19</sup>. O Sistema Único de Saúde faz a cobertura da maioria da população como plano de saúde e desenvolver uma inovação tecnológica sustentável economicamente e ágil para ofertar um acesso mais amplo e alavancar a equidade na saúde requer esforços coordenados entre instituições públicas e privadas<sup>17,18</sup>, principalmente universitárias de pesquisa<sup>19</sup>. O SUS precisa por meio da sua gestão pública automatizar um plano de efetivação bem desenvolvido<sup>19</sup>, com métricas e protocolos rigorosos para avaliar o desempenho<sup>19</sup>, segurança e eficácia ao longo do tempo<sup>18,19</sup>, que estimulem o desenvolvimento de tecnologias inovadoras para o SUS, entretanto pode-se encontrar uma dificuldade devido à aplicabilidade dos bancos de dados brasileiros ocorrer por sistema de registro não unificado<sup>19,20</sup>. A Vigiexcelência é uma Inteligência Artificial eficaz em avaliar informações relacionadas ao agravamento do paciente com Covid-19 e formulação de resposta rápida, cuja finalidade é integrar a ambiente de dados, conectar e organizar, e desta forma, executar a modelagem de dados com cálculos estatísticos complexos, comparar resultados com faixas probabilísticas e definir com precisão sobre condições favoráveis ou não favoráveis para a ocorrência de um agravo e uma resposta rápida. O algoritmo foi desenvolvido conforme protocolos do Ministério da Saúde, com treinamento em um ambiente real e indicou qual paciente pode estar em risco de agravamento ou morte e como o município definiu estratégias para o agravo. É importante destacar que a Vigiexcelência indica o risco de determinado território baseado nas informações dos dados e nas notificações clínicas dos pacientes (identificação de alterações de sinais e sintomas e alterações em exames de imagem), registradas pela equipe de saúde no sistema de saúde pública vigente padronizado<sup>19</sup>. Sendo assim, considerando essa análise da Vigiexcelência, é importante que os dados epidemiológicos e clínicos dos pacientes estejam disponíveis rapidamente, o ideal seria no mesmo momento em que são coletados pelo profissional de saúde<sup>22</sup>. E, semelhantemente os dados de informação laboratorial de análise clínica e demais serviços de apoio devem ser disponibilizados rapidamente<sup>22,23</sup>. O desenvolvimento de algoritmos para tomada de decisão<sup>21,29</sup> na vigilância epidemiológica otimiza o processo de diagnóstico, tratamento e monitoramento e aproxima os profissionais de saúde da sua missão de salvar vidas<sup>21,23,28,29</sup>.

O uso de uma Inteligência Artificial, como a Vigiexcelência, nas tomadas de decisão, resulta na melhoria no desempenho das equipes assistenciais e na evolução da IA com a prática na tomada de decisões na epidemiologia. Os principais benefícios do uso de uma Inteligência Artificial em potencial apresentam-se principalmente a despeito dos desafios de ordem tecnológica, principalmente como os de infraestrutura em relação a terminais de computador, equipamentos de registros de dados no município, tablets, *smartphones* institucionais e rede de *Wi-fi*, os relacionados ao uso de *hardwares* e *softwares* pelo profissional de saúde<sup>21,24,27,28,29</sup>, a desconfiança na acurácia da tecnologia, entre outros

que diminuem a margem de sucesso na efetivação de projetos de Inteligência Artificial na vigilância epidemiológica<sup>23,27,29</sup>. Notavelmente, este estudo descritivo inicial apresenta vários pontos fortes. Embora a presença de limitações no desenvolvimento desta Inteligência Artificial, sua introdução alimentada por testes recorrentes com dados de forma supervisionada para avaliar riscos relacionados à Covid-19 e ofertar a utilização ideal no diagnóstico, monitoramento e tratamento com uma estrutura flexível no território do SUS construído sob demandas acessíveis. Este estudo é semelhante ao resultado de Hautz *et al.*<sup>24</sup> em relação ao desenvolvimento de tecnologias inovadoras para auxiliar a equipe de saúde em suas ações e assim diminuir a sobrecarga do sistema de saúde pública e aumentar a probabilidade do acesso com eficiência ao sistema de saúde no Brasil. Todas as ações resumidas no desenvolvimento desta Inteligência Artificial foram validadas junto às autoridades de saúde no Brasil, especificamente no município e universidades, portanto a segurança foi garantida com base na avaliação rigorosa das instituições responsáveis em cada território onde o algoritmo foi introduzido. Sendo assim, ofertamos na primeira fase do estudo um algoritmo com a finalidade de alavancar a utilização de tomadas de decisão, diagnóstico, monitoramento e tratamento em meio à Covid-19 na pandemia<sup>29,30</sup>. Este estudo descritivo desenvolveu um novo contexto no uso de IA associado à inovação de instituições públicas e privadas bem estruturadas, aliadas ao incentivo sustentável, o qual pode gerar valores na área da saúde principalmente entre países de renda baixa ou média. Em suma, o uso de Inteligência Artificial na vigilância epidemiológica e gestão em saúde pode melhorar a acessibilidade por meio de soluções eficazes e eficientes para o SUS.

## CONCLUSÃO

O desenvolvimento e a instituição de uma Inteligência Artificial visam a desenvolver maior acesso e otimização das tomadas de decisão na vigilância epidemiológica e podem reduzir a carga horária humana nas ações e os erros. O uso de IA na vigilância epidemiológica melhora a prestação de serviço de saúde.

O desenvolvimento de uma política no SUS para o uso de Inteligência Artificial em âmbito nacional, estadual e municipal deve ser adotada em caráter de urgência com a finalidade de tornar o serviço de vigilância epidemiológico mais eficaz e eficiente no território brasileiro.

## REFERÊNCIAS

- <sup>1</sup> Gleriano JS, Fabro GCR, Tomaz WB, Goulart BF, Chaves LDP. Reflexões sobre a gestão do Sistema Único de Saúde para a coordenação no enfrentamento da COVID-19. Esc Anna Nery Rev Enferm [Internet]. 2020;e20200188-8. Disponível em: <https://pesquisa.bvsalud.org/portal/resource/pt/biblio-1123413>
- <sup>2</sup> Dermindo MP. Gestão eficiente na saúde pública brasileira. JMPHC – Journal of Management & Primary Health Care. ISSN 2179-6750. 2019 dez 12;11. Disponível em: <https://jmphc.emnuvens.com.br/jmphc/article/view/933/851>
- <sup>3</sup> Ribeiro PT, Tanaka OY, Denis JL. Governança regional no Sistema Único de Saúde: um ensaio conceitual. Ciência & Saúde Coletiva [Internet]. 2017 abr.;22(4):1075-1084. Disponível em: <https://www.scielo.br/j/csc/a/kg6ybTg-MhW3XJwBMmWwbjgt/?lang=en>
- <sup>4</sup> Shimizu HE, Carvalho ALB de Brêtas Júnior N, Capucci RR. Regionalização da saúde no Brasil na perspectiva dos gestores municipais: avanços e desafios. Ciência & Saúde Coletiva [Internet]. 2021;26(supl 2):3385-3396. Disponível em: <https://www.scielo.org/pdf/csc/2021.v26supl2/3385-3396>
- <sup>5</sup> BRASIL. Decreto nº 7616, de 17 de novembro de 2011. Decreto nº 7.616 de 17/11/2011. *Diário Oficial da União*, 18 nov. 2011. Disponível em: <https://legis.senado.leg.br/norma/588351>
- <sup>6</sup> Denis F, Basch E, Septans AL, Bennouna J, Urban T, Dueck AC, et al. Two-Year Survival Comparing Web-Based Symptom Monitoring vs Routine Surveillance Following Treatment for Lung Cancer. JAMA. 2019 Jan 22;321(3):306. Disponível em: <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/30667494/>

- <sup>7</sup> Galmiche S, Rahbe E, Fontanet A, Dinh A, Bénézit F, Lescure FX, et al. Implementation of a Self-Triage Web Application for Suspected COVID-19 and Its Impact on Emergency Call Centers: Observational Study. *Journal of Medical Internet Research*. 2020 nov. 23;22(11):e22924. Disponível em: <https://www.jmir.org/2020/11/e22924>
- <sup>8</sup> Gabarron E, Larbi D, Denecke K, Årsand E. What Do We Know About the Use of Chatbots for Public Health? *Studies in Health Technology and Informatics* [Internet]. 2020 jun. 16;270:796-800. Disponível em: <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/32570492>
- <sup>9</sup> Haase CB, Bearman M, Brodersen J, Hoeyer K, Risor T. "You should see a doctor", said the robot: Reflections on a digital diagnostic device in a pandemic age. *Scandinavian Journal of Public Health*. 2020 dez. 18;49(1):33-36. Disponível em: <https://journals.sagepub.com/doi/10.1177/1403494820980268>
- <sup>10</sup> Kelly, Machado S, Marcos. Inteligência Artificial e sua aplicação em Serious Games para saúde. 2014, dez. 19. Disponível em: <https://www.reciis.icict.fiocruz.br/index.php/reciis/article/view/438>
- <sup>11</sup> Li B, Yang G, Wan R, Hörmann G, Huang J, Fohrer N, et al. Combining multivariate statistical techniques and random forests model to assess and diagnose the trophic status of Poyang Lake in China. *Ecological Indicators* [Internet]. 2017 dez. 1;83:74-83. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S1470160X17304466>
- <sup>12</sup> Python Exploratory Data Analysis Tutorial [Internet]. [www.datacamp.com](http://www.datacamp.com). Disponível em: <https://www.datacamp.com/tutorial/exploratory-data-analysis-python>
- <sup>13</sup> Saúde BM da SS de V em SD de V de D e A não T e P da. Saúde Brasil 2018: uma análise da situação de saúde e das doenças e agravos crônicos: desafios e perspectivas. *Saúde Brasil 2018: uma análise da situação de saúde e das doenças e agravos crônicos: desafios e perspectivas* [Internet]. 2019;424-424. Disponível em: <https://pesquisa.bvsalud.org/bvsms/resource/pt/mis-40352>
- <sup>14</sup> Coronavírus N. Protocolo de Tratamento do [Internet]. 2019. Disponível em: [https://www.arca.fiocruz.br/bitstream/handle/icict/40195/Protocolo\\_Tratamento\\_Covid19.pdf?sequence=2&isAllowed=y](https://www.arca.fiocruz.br/bitstream/handle/icict/40195/Protocolo_Tratamento_Covid19.pdf?sequence=2&isAllowed=y)
- <sup>15</sup> Almalki M, Azeez F. Health Chatbots for Fighting COVID-19: a Scoping Review. *Acta Informatica Medica*. 2020;28(4):241. Disponível em: <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/33627924/>
- <sup>16</sup> Monaghesh E, Hajizadeh A. The role of telehealth during COVID-19 outbreak: a systematic review based on current evidence. *BMC Public Health* [Internet]. 2020 ago. 1;20(1):1-9. Disponível em: <https://bmcpublichealth.biomedcentral.com/articles/10.1186/s12889-020-09301-4>
- <sup>17</sup> Croda JHR, Garcia LP, Croda JHR, Garcia LP. Resposta imediata da Vigilância em Saúde à epidemia da COVID-19. *Epidemiologia e Serviços de Saúde* [Internet]. 2020;29(1). Disponível em: [https://www.scielo.br/scielo.php?script=sci\\_arttext&pid=S223796222020000100100](https://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S223796222020000100100)
- <sup>18</sup> Munsch N, Martin A, Gruarin S, Nateqi J, Abdarahmane I, Weingartner-Ortner R, et al. Diagnostic Accuracy of Web-Based COVID-19 Symptom Checkers: Comparison Study. *Journal of Medical Internet Research*. 2020 out. 6;22(10):e21299. Disponível em: <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/33001828/>
- <sup>19</sup> Carvalho G. A saúde pública no Brasil. *Estudos Avançados* [Internet]. 2013;27(78):7-26. Disponível em: [https://www.scielo.br/scielo.php?script=sci\\_arttext&pid=S0103-40142013000200002](https://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0103-40142013000200002)
- <sup>20</sup> Sichman JS. Inteligência Artificial e sociedade: avanços e riscos. *Estudos Avançados*. 2021 abr.;35(101):37-50. Disponível em: <https://www.scielo.br/j/ea/a/c4sqqrthGMS3ngdBhGWtKhh/>
- <sup>21</sup> Machine Learning May Help in Early Identification of Severe Sepsis [Internet]. [www.thoracic.org](http://www.thoracic.org). Disponível em: <https://www.thoracic.org/about/newsroom/pressreleases/conference/giannini-machine-learning-and-sepsis.php>
- <sup>22</sup> Gonçalves LS, Amaro ML de M, Romero A de LM, Schamne FK, Fressatto JL, Bezerra CW. Implementation of an Artificial Intelligence Algorithm for sepsis detection. *Revista Brasileira de Enfermagem*. 2020;73(3). Disponível em: <https://www.scielo.br/j/reben/a/DB8459YKwtVth4YX8vqxTJp/>
- <sup>23</sup> Ramos EM. Complicações iatrogênicas no atendimento de emergência de um hospital público. *Revista de Enfermagem UFPE on line* [Internet]. 2013 maio 25;7(6):4514-4520. Disponível em: <https://periodicos.ufpe.br/revistas/revistaenfermagem/article/view/11694>
- <sup>24</sup> Hautz WE, Exadaktylos A, Sauter TC. Online forward triage during the COVID-19 outbreak. *Emergency Medicine Journal* [Internet]. 2021 feb. 1;38(2):106-108. Disponível em: <https://emj.bmj.com/content/38/2/106>
- <sup>25</sup> Regulamento Sanitário Internacional. 2. ed. Organización Mundial de la Salud. 2005. Disponível em: <https://www.gov.br/anvisa/ptbr/assuntos/paf/regulamentosanitariointernacionalarquivos/7184json-file-1>
- <sup>26</sup> Menke EJ. Series of Jupyter Notebooks Using Python for an Analytical Chemistry Course. *Journal of Chemical Education*. 2020 set. 1;97(10):3899-3903. Disponível em: <https://pubs.acs.org/doi/10.1021/ACS.JCHEMED.9B01131>
- <sup>27</sup> Powers DMW. Evaluation: from precision, recall and F-measure to ROC, informedness, markedness and correlation. *arXiv:201016061 [cs, stat]* [Internet]. 2020 out. 10; Disponível em: <https://arxiv.org/abs/2010.16061>

- <sup>28</sup> Sherratt F, Plummer A, Iravani P. Understanding LSTM Network Behaviour of IMU-Based Locomotion Mode Recognition for Applications in Prostheses and Wearables. *Sensors*, v. 21, n. 4, p. 1264, 10 fev. 2021. Disponível em: <https://researchportal.bath.ac.uk/en/publications/understandinglstmnetworkbehaviour-of-imu-based-locomotion-mode>
- <sup>29</sup> Bem vindo – OPENDATASUS [Internet]. [opendatasus.saude.gov.br](https://opendatasus.saude.gov.br). Disponível em: <https://opendatasus.saude.gov.br/>
- <sup>30</sup> Castor ECS, Fernandes AL, Motta AC de GD, Garcia RB, Lima AF. Chatbot: impactos no ambiente acadêmico de uma universidade do Rio de Janeiro. *P2P e Inovação* [Internet]. 2021 set. 28;8(1):71-92. Disponível em: <https://revista.ibict.br/p2p/article/view/5760>

Submetido em: 17/10/2023

Aceito em: 29/5/2024

Publicado em: 18/9/2024

### **Contribuições dos autores**

Eliza Miranda Ramos: Coleta de dados, modelagem e análise de dados para construir a Inteligência Artificial utilizada no estudo. O processo incluiu a construção do modelo e a redação do texto explicativo sobre suas aplicações e resultados.

Alexandra Maria Almeida Carvalho: Orientação e redação do texto explicativo.

**Todos os autores aprovaram a versão final do texto.**

**Conflito de interesse:** Não há conflito de interesse.

**Não possui financiamento**

### **Autor correspondente**

Eliza Miranda Ramos

Universidade Federal de Mato Grosso do Sul

Campo Grande/MS, Brasil

[elizamirandaramos@gmail.com](mailto:elizamirandaramos@gmail.com)

**Editor:** Dr. Matias Nunes Frizzo

**Editora-chefe:** Dra. Adriane Cristina Bernat Kolankiewicz

Este é um artigo de acesso aberto distribuído  
sob os termos da licença Creative Commons.

