LVI SBPO SIMPÓSIO BRASILEIRO DE PESQUISA OPERACIONAL
DE 04 ATÉ 07 NOVEMBRO 2024
FORTALEZA | CEARÁ

PCovid: a multilevel model for prediction and aggravation of COVID-19 cases optimized for teleconsultations

Leiva C. Oliveira, Thiago H.F. Oliveira and Lenardo C. Silva
Computer Science Graduate Program, Departament of Computing, Universidade Federal Rural do Semi-Árido (UFERSA), Mossoró-RN, Brasil
leiva.casemiro@ufersa.edu.br, thiagohfo@gmail.com, lenardo@ufersa.edu.br

Andrea T.R. Cunha
Departament of Healt Science, Universidade Federal Rural do Semi-Árido (UFERSA), Mossoró-RN, Brasil
andrea.taborda@ufersa.edu.br

RESUMO

A telemedicina é uma característica das cidades inteligentes fundamental para fornecer sistemas de saúde proativos de monitoramento dos riscos à saúde do cidadão. Durante a pandemia da COVID-19, o uso de sistemas de teleconsulta foi impulsionado pelas recomendações de isolamento social e grande demanda pelos serviços de saúde. Em particular, durante a fase de pré-vacinação da doença, modelos preditivos de diagnóstico e agravamento da COVID-19 foram desenvolvidos para auxiliar nos procedimentos de teleconsulta. Modelos baseados em dados de fácil obtenção, como sintomas e comorbidades, apresentam uma alternativa. Em geral, tais modelos não estavam integrados às ferramentas de teleconsultas, levando à baixa adesão. Nesse trabalho é apresentado o modelo PCovid para predição/agravamento de casos de COVID-19, otimizado para teleconsultas online. Os resultados demonstraram satisfação do sistema com PCovid-integrado, sua viabilidade em proporcionar melhor gestão, alocação de recursos, comunicação com a população e controle de fluxo de serviços para combate à COVID-19.

PALAVRAS CHAVE. Teleconsulta, Predição & Agravamento da COVID-19, Alocação de pacientes.

SA – PO na Área de Saúde, EST&MP – Estatística e Modelos Probabilísticos

ABSTRACT

Telemedicine is one of the smart cities' main features, being essential to provide proactive health systems for monitoring risks to citizens' health. During the COVID-19 pandemic, the use of teleconsultation systems was driven by social isolation recommendations and high demand for health services. In particular, during the pre-immunization phase of the disease, predictive models for diagnosing and aggravating COVID-19 were developed to assist in teleconsultation procedures. Models based on easily obtainable data, such as the patient's symptoms and comorbidities, present an alternative. In general, theses models were not integrated with the teleconsultation tools, leading to low adherence to these solutions. In this work, we present the PCovid model for prediction and aggravation of COVID-19 cases, optimized for online teleconsultations. The results demonstrated satisfaction in using the system with embedded-PCovid, its viability to provide better management, resource allocation and service flow control to combat COVID-19.

KEYWORDS. teleconsultation, prediction & aggravation COVID-19, patient allocation.

SA – PO na Área de Saúde, EST&MP – Estatística e Modelos Probabilísticos

DOI: 10.59254/sbpo-2024-193768
https://proceedings.science/p/193768?lang=pt-br

1. Introdução

No período de 11 de março de 2020 a 05 de maio de 2023 em que foi declarada a pandemia de COVID-19 pela Organização Mundial da Saúde (OMS), soluções de telemedicina/teleconsulta foram adotadas por diversos serviços de saúde como uma forma de aliviar as altas taxas de hospitalização [Tuckson, R. V. et al. [2017]; Doraiswamy, S. et al. [2020]; Jumreornvong, O. et al. [2020]] e contribuir com o isolamento social (*lockdown*) vigente. A telemedicina é uma das principais característica das cidades inteligentes, sendo fundamental para fornecer sistemas de saúde proativos de monitoramento dos riscos à saúde do cidadão [Sahatiya and et al. [2023]].

Durante a fase pré-imunização (FPI) da pandemia, em muitos países, as ferramentas de teleconsultas não estavam disponíveis nos serviços de saúde; não eram integradas aos sistemas existentes e não permitiam a comunicação assertiva entre cidadão, profissionais e unidades de saúde [Catapan and Calvo [2020]; Armocida and et al. [2020]]. Relatos de teleconsultas através de telefone [Freitas et al. [2021]], e-mail [C.A.A. and et al. [2017]], troca de mensagens [de Castro and et al. [2020]], vídeo [Oshida and et al. [2020]] e sistema de consulta eletrônica [Cowie et al. [2018]] foram reportados ao longo da pandemia como medidas emergenciais para prestar assistência à população. As soluções comerciais de teleconsultas existentes a época apresentavam custo elevado e curva de aprendizagem alta, sendo introduzidas apenas em serviços privados de saúde [Wosik et al. [2020]] e não assistindo a grande maioria da população que depende de serviços de saúde providos pelos governos de cada ente federado, ou seja, União, estados e municípios. Além disso, tais soluções precisariam de adaptações para, por exemplo, desacelerar a transmissão, reconhecer casos suspeitos e prestar assistência precoce.

Não obstante, a pandemia potencializou a modernização dos sistemas de telemedicina a exemplo da incorporação de Inteligência Artificial (IA) [Schünke and et al. [2022]], Internet das Coisas (do inglês, *Internet of Things* - IoT) [El-Rashidy and et al. [2020]] e aplicações móveis [Meinert and et al. [2020]], auxiliando na execução de teleconsultas e fornecendo subsídios estratégicos para acompanhamento e tratamento da COVID-19. As teleconsultas de COVID-19, em geral, são guiadas por questões objetivas sobre os possíveis sintomas que o paciente esteja sentindo, e desse modo, modelos de IA, mais especificamente de Aprendizagem de Máquina (do inglês, *Machine Learning* - ML) podem ser treinados e testados para predizer a chance do indivíduo está ou não com COVID-19 [Schünke and et al. [2022]]. Associado a essa predição, também informar o grau de severidade com o qual a doença pode atacar o paciente que está contaminado [Holanda et al. [2021]].

Na FPI da COVID-19, muitos trabalhos foram publicados utilizando técnicas de ML para a predição do diagnóstico de pacientes com COVID-19 a partir de dados clínicos [El-Rashidy and et al. [2020]; Milenkovic et al. [2020]], utilizando imagens tomográficas [Wang and et al. [2020]] ou de raio-X de tórax [Narin et al. [2021]]. Apesar de apresentarem resultados positivos, tais modelos necessitam de dados de entrada considerados de difícil obtenção, devido, por exemplo, à superlotação das unidades de saúde, ao isolamento social vigente, ao tempo de coleta e ao aumento dos gastos.

A predição de COVID-19 com base em sintomas apresentados pelo paciente é uma alternativa para geração de modelos preditivos a partir de dados de fácil obtenção. Uma variedade de combinações sintomas e comorbidades são empregadas, como reportado em [Zoabi, Y. et al. [2021]; Zoabi, Y. and Shomron, N. [2020]; Santana and et al. [2021]; Reddy, K. et al. [2021]; Soui, M. et al. [2021]]. Tais modelos são entregues na forma de teleconsultas assíncronas (triagem) permitindo a priorização de atendimento [Filho and et al. [2023]] em casos suspeitos e de pacientes com sintomas semelhantes; e nas teleconsultas síncronas (on-line) auxiliando no diagnóstico [Zoabi, Y. et al. [2021]]. Contudo, grande parte dos trabalhos reportam modelos isolados, ou seja, que

DOI: 10.59254/sbpo-2024-193768
https://proceedings.science/p/193768?lang=pt-br

não são integrados aos sistemas efetivamente utilizados pelos profissionais de saúde, sem relação com o histórico e prontuário eletrônico do paciente (PEP). Consequentemente, isto impõe barreiras para uso destes modelos pelos profissionais de saúde. Ter sistemas de teleconsultas para auxiliar na gestão e na alocação de recursos, adotar medidas de saúde coletiva, orientar a população com a linguagem cultural significativa, a partir de reconhecimento de casos suspeitos e severidades é/foi fundamental para combater a doença, especialmente durante a FPI. De fato, a não presença de sistemas de teleconsultas com as características supracitadas contribuíram para que as cidades consideradas inteligentes não obtivessem melhor peformance no combate à pandemia [Pratama and et al. [2023]].

Diante do exposto, este trabalho apresenta um modelo para predição e agravamento da COVID-19 para incorporação em sistemas de teleconsultas síncronos e assíncronos. Denominado de PCovid, o modelo é baseado em regressões logísticas que verificam a probabilidade de o paciente está positivo para COVID-19 e, em seguida, a possível gravidade da doença para casos positivos. O modelo proposto foi incorporado ao SEMcTrA (Sistema Especialista Multicamadas para Triagem remota inteligente e Alocação para controlar a COVID-19) [Silva et al. [2022]]. Os resultados demonstraram que o PCovid fornece suporte à tomada de decisão oferecendo informações de forma eficiente e ágil para combate da pandemia.

2. Aspectos técnicos do modelo PCovid

O modelo PCovid é composto por duas regressões logísticas responsáveis pela previsão do diagnóstico e do agravamento. A criação do modelo é ilustrada na Figura 1. O modelo foi treinado a partir dos dados de COVID-19 divulgados pelo OpenDataSUS [OpenDataSUS [2021]], sistema de monitoramento mantido pelo Sistema Único de Saúde (SUS) do Ministério da Saúde do Brasil durante a pandemia. Os dados são divididos pelas cinco regiões do país, totalizando 91 bases de dados (*datasets*). Cada *dataset* possui um máximo de 1 milhão de registros, sendo cada registro referente a uma pessoa que deu entrada no sistema de saúde brasileiro (SUS). Os dados foram coletados durante a FPI da COVID-19 no Brasil, em 12 de janeiro de 2022. As informações contidas em cada registro estão sumarizadas na Fig. 1, apresentando, por exemplo, os sintomas, as comorbidades, informações sobre os testes, a evolução da COVID-19, além de dados demográficos e outros aspectos relacionados à doença e aos respectivo pacientes.

2.1. Engenharia de Características

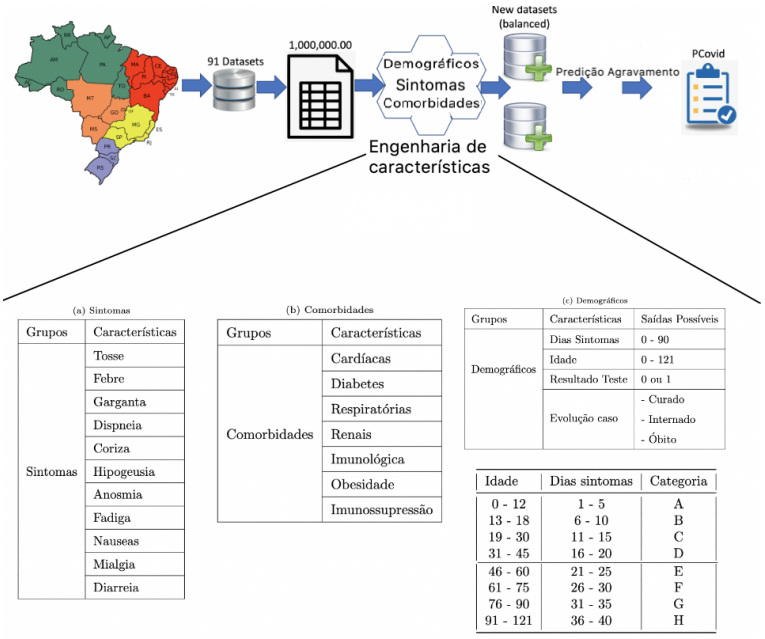
Foram considerados apenas dados em que a combinação “Evolução Caso” e “Classificação Final” estavam corretamente preenchidos. Além disso, somente registros para indivíduos com teste RT-PCR (“Tipo Teste”) e com “Resultado Teste” informados adequadamente foram considerados, sendo eliminados registros sem resultados. As informações de “Evolução Caso”’ classificadas como cura/tratamento domiciliar, internação ou óbito foram utilizadas no modelo para predizer a gravidade (evolução) do estado do paciente. Para fins de categorização da idade e da quantidade de dias de sintomas, agrupou-se em categorias ordenadas, conforme Fig. 1.

Todos os dados foram harmonizados e padronizadas, removendo-se registros com características ausentes ou inválidas, corrigindo valores duplicados e preenchendo valores para a característica “dias sintomas” a partir das informações sobre as datas de notificação e as datas de início de sintomas que foram relatadas pelos pacientes. A base do estado de São Paulo foi utilizada por ter a menor quantidade de registros eliminados após o pre-processamento dos dados, apresentando quantidade suficiente de amostras para a etapa de treinamento do modelo proposto.

2.2. Balanceamento dos Dados

Com base na quantidade de registros que apresentam resultado positivo ou negativo para a COVID-19, foram verificadas três estratégias de balanceamento para definir qual base de dados seria utilizada para o treinamento: i. base não balanceada (BnB); ii. base balanceada (BB), e; iii.

DOI: 10.59254/sbpo-2024-193768
https://proceedings.science/p/193768?lang=pt-br



(a) Sintomas

Grupos	Características
Sintomas	Tosse
	Febre
	Garganta
	Dispneia
	Coriza
	Hipogeusia
	Anosmia
	Fadiga
	Nauseas
	Mialgia
	Diarreia

(b) Comorbidades

Grupos	Características
Comorbidades	Cardíacas
	Diabetes
	Respiratórias
	Renais
	Imunológica
	Obesidade
	Imunossupressão

(c) Demográficos

Grupos	Características	Saídas Possíveis
Demográficos	Dias Sintomas	0 - 90
	Idade	0 - 121
	Resultado Teste	0 ou 1
	Evolução caso	- Curado - Internado - Óbito

Idade	Dias sintomas	Categoria
0 - 12	1 - 5	A
13 - 18	6 - 10	B
19 - 30	11 - 15	C
31 - 45	16 - 20	D
46 - 60	21 - 25	E
61 - 75	26 - 30	F
76 - 90	31 - 35	G
91 - 121	36 - 40	H

Figura 1: Esquema de geração do PCovid. Dados coletados a partir de casos notificados em cada região do Brasil. O modelo gera as predições de estar doente e calcula a severidade de agravamento. Detalhes para os dados de cada registro contendo sintomas, comorbidades, dados demográficos do paciente e informações gerenciais sobre a evolução da COVID-19. As características Idade e Dias sintomas categorizadas de A a H.

base balanceada com quantidade mínima de sintomas (BBqS). O tamanho da classe minoritária foi usado como parâmetro para estabelecer as devidas proporções. A técnica de *undersampling* [Mohammed, R. et al. [2020]] foi utilizada para eliminar registros da classe majoritária.

O resultado dos balanceamentos em termos da quantidade de registros que apresentavam determinado sintoma, separados entre positivos e negativos, é ilustrado na Figura 2.

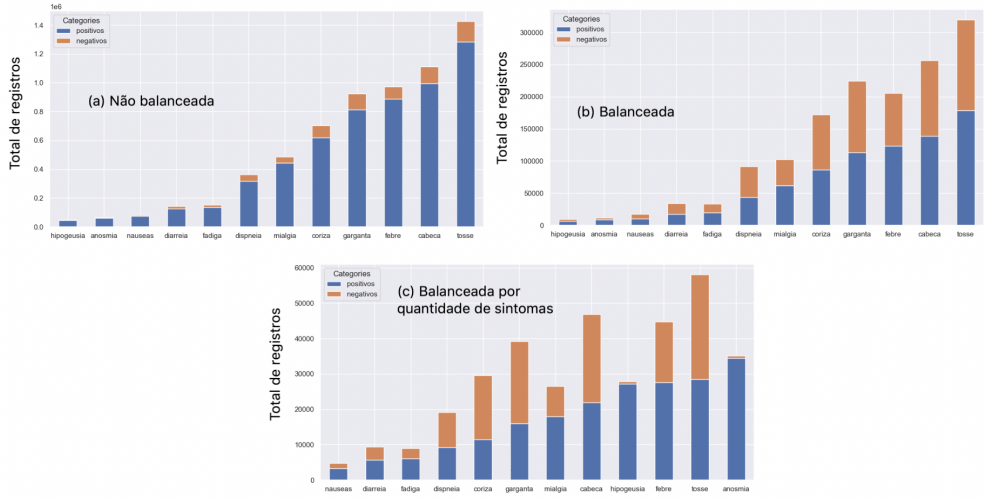


Figura 2: Disposição dos sintomas de acordo com a estratégia de balanceamento: (a) BnB; (b) BB, e; (c) BBqS.

A base BnB possuia aproximadamente 90% dos registros com resultado positivo para

DOI: 10.59254/sbpo-2024-193768
https://proceedings.science/p/193768?lang=pt-br

COVID-19. A base BB representava 60% de registros que tiveram o resultado do teste dado como positivo para a COVID-19, enquanto os outros 40% eram compostos por registros com os resultados dados como negativos. Já a base BBqS, além da divisão 60% para resultados positivos e 40% para resultados negativos, adicionou-se o critério de ter registros com pelo menos quatro sintomas. Esse número pré-definido de quatro sintomas foi estabelecido com base na média geral de sintomas envolvendo todos os registros e elimina registros característicos de pacientes assintomáticos.

Considerando o exposto, a base BBqS foi então utilizada para treinamento do modelo, apresentando no total 21.855 registros. A disposição dos sintomas nesta base de dados é apresentada na Fig. 2(c). Nota-se, portanto, a presença de sintomas altamente preditivos, tais como hipogeusia ou anosmia, característica da cepa viral da COVID-19 predominante durante a FPI [Cirillo, N. [2021]; Dawson, P. and et al. [2021]]. A disposição das comorbidades é ilustrada na Figura 3. A evolução dos casos positivos para curado apresentaram majoritariamente as comorbidades Cardíacas (CA), Respiratórias (RE) e Diabetes (DI), enquanto para o grupo internados apenas DI e para o de óbitos foram RE e a combinação de cardíacos e diabéticos (CA-DI).

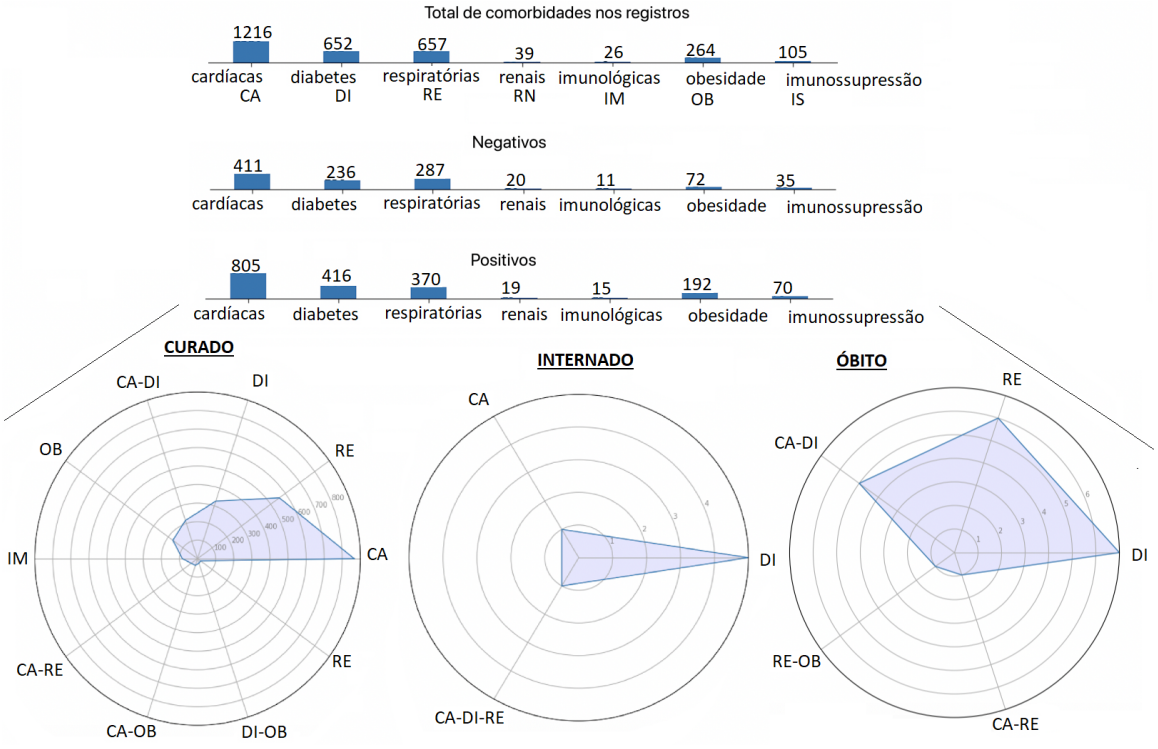


Figura 3: Gráfico da distribuição das comorbidades na base BBqS, de acordo com a evolução do caso (agravamento).

Em destaque, as características *idade* e *dias de sintomas* também desempenharam papel importante para a evolução do caso. Como ilustrado na Figura 4, idades mais avançadas e maior quantidade de dias com sintomas aumentam as chances de agravamento da COVID-19.

2.3. Treinamento do Modelo

O modelo PCovid composto por duas regressões logísticas (RL1 e RL2) foi treinado utilizando a biblioteca Scikit-Learn[1] com os hiperparâmetros configurados com os valores padrão [S. [2020]; Sinnott, R.O. et al. [2016]]. A saída do modelo PCovid é composta pela:

[1]https://scikit-learn.org/stable/

DOI: 10.59254/sbpo-2024-193768
https://proceedings.science/p/193768?lang=pt-br

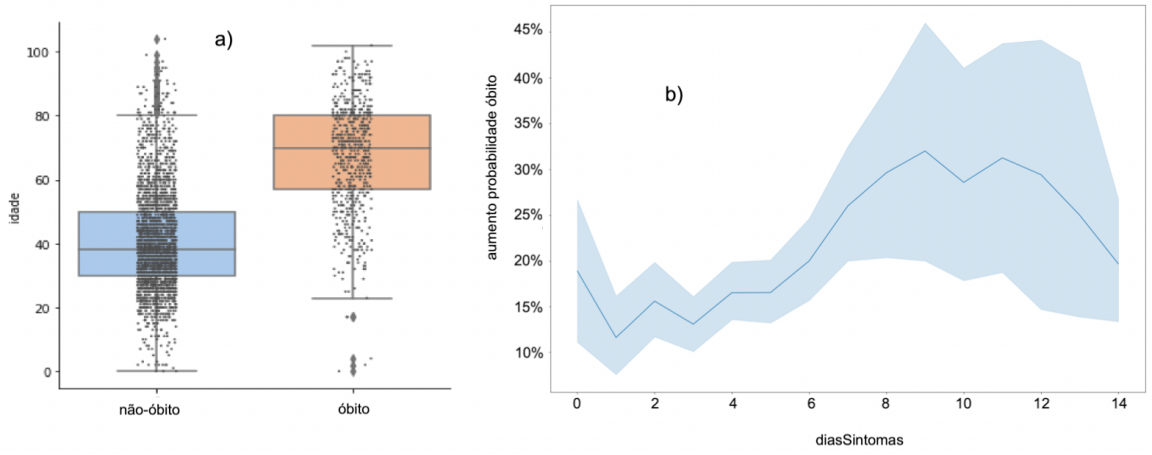


Figura 4: Evolução do caso (agravamento) para óbito em função das características a) idade e b) dias sintomas.

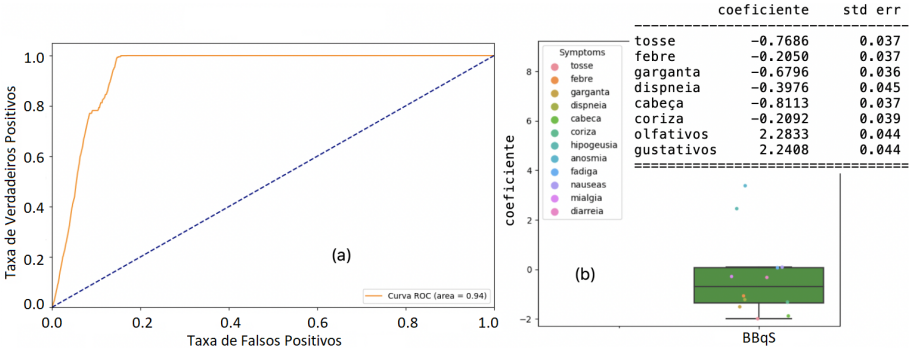
1. probabilidade de o paciente estar com COVID-19, dado os sintomas apresentados (RL1);
2. probabilidade de o paciente evoluir para um caso grave, dado suas comorbidades e condições (RL2), podendo este ser classificado em três tipos:
   - PCovid nível 1 – probabilidade majoritária de cura;
   - PCovid nível 2 – probabilidade majoritária de internação;
   - PCovid nível 3 – probabilidade majoritária de óbito.

A previsão da RL1 não possui estratificação, sendo informado ao profissional médico o valor da probabilidade de o paciente estar doente. A previsão da RL2 para o agravamento inicia verificando a probabilidade de óbito; não atendendo o limiar de 60%, considera-se que o paciente não evoluirá para óbito. Neste caso, prossegue-se com o cálculo da probabilidade deste paciente necessitar de internação; não atendendo o limiar de 65%, considera-se então que o paciente evoluirá para cura sem a necessidade de internação. Tais limiares foram definidos a partir de experimentos previamente realizados, onde pôde ser constatado estatisticamente e com um intervalo de confiança de 95% que, pacientes que atingiram limiares maiores que 65% vieram a óbito, isso considerando toda a base de dados utilizada para treinar os algoritmos.

O resultado do treinamento para a base BBqS após validação cruzada de 10-*fold*, obteve-se os seguintes valores para as métricas de desempenho: acurácia = 90,73%, precisão = 90,87%, *recall* = 90,73%, *F1-Score* = 90,69% e curva-ROC = 0,94. Na Figura 5(a) é apresentado o gráfico da curva-ROC, que atesta a viabilidade de uso do modelo PCovid proposto. Os valores para os coeficientes da RL observados na Figura 5(b), indicam os sintomas olfativos e gustativos como melhores preditores do modelo, corroborando com os casos das variantes de COVID-19 reportados durante a FPI [Cirillo, N. [2021]; Dawson, P. and et al. [2021]].

Em experimento comparativo realizado com outros algoritmos de ML, cumpre destacar que o PCovid quando comparado com as técnicas Naïve Bayes e Árvore de Decisão, treinadas nas mesmas condições do modelo proposto, obteve resultados estatisticamente equivalentes para as métricas de desempenho empregadas na avaliação do modelo (ver Tabela 1). Outrossim, os resultados de desempenho são equivalentes aos dos trabalhos relacionados identificados na literatura [Schünke and et al. [2022]; Zoabi, Y. et al. [2021]; Zoabi, Y. and Shomron, N. [2020]; Santana and et al. [2021]; Reddy, K. et al. [2021]; Soui, M. et al. [2021]].

DOI: 10.59254/sbpo-2024-193768
https://proceedings.science/p/193768?lang=pt-br



	coeficiente	std err
tosse	−0.7686	0.037
febre	−0.2050	0.037
garganta	−0.6796	0.036
dispneia	−0.3976	0.045
cabeça	−0.8113	0.037
coriza	−0.2092	0.039
olfativos	2.2833	0.044
gustativos	2.2408	0.044

Figura 5: (a) Curva ROC e (b) coeficientes da regressão logística (RL1) do modelo PCovid para predição da probabilidade de o paciente estar com COVID-19 dado os sintomas relatados.

Tabela 1: Resumo das métricas de desempenho obtidas com a base BBqS.

	Regressão Logística	Probabilístico (Naïve Bayes)	Árvore de Decisão
Acurácia	90,73%	89,59%	90,23%
Precisão	90,87%	90,01%	89,98%
Recall	90,73%	89,69%	90,32%
F1-score	90,69%	89,96%	90,33%

3. Integração do modelo PCovid em sistema de teleconsulta

O modelo PCovid norteou o desenvolvimento do Sistema Especialista Multicamadas de Triagem remota inteligente e Alocação para controlar a COVID-19 (SEMcTrA) [Silva et al. [2022]]. O SEMcTrA é um sistema de teleconsulta que oferece suporte à tomada de decisão através de triagens assíncrona, síncrona e de alocação de recursos por meio do modelo PCovid. Detalhes do sistema podem ser encontrados em [Silva et al. [2022]].

O PCovid habilita o sistema de teleconsulta auxiliando médicos e gestores i) no diagnóstico da doença, ii) no encaminhamento de pacientes para as unidades de saúde e iii) na comunicação com a população através do portal de notícias. A estratégia de integração do modelo PCovid com o sistema é visualmente ilustrada na Figura 6. Em síntese, durante a teleconsulta o médico tem acesso ao menu de sobreposição, que não obstrui a visualização do paciente. Nesse menu é possível visualizar as informações do teleatendimento armazenadas em Prontuário Eletrônico do Paciente (PEP). Esse menu é organizado nas abas “Dados consulta”, “Receituários”, “Encaminhamentos” e “Atestado”.

Na aba “Dados consulta” encontram-se os sintomas, as comorbidades, os dados demográficos e as demais informações utilizadas para entrada no modelo e cálculo do PCovid. Ao selecionar os dados informados pelo paciente, o botão de ação “Calcular PCovid” retorna as informações descritas pelas regressões RL1 e RL2 do modelo. Na Figura 6 é exemplificada uma reposta do PCovid para um paciente com baixa probabilidade de estar positivo (0,88%) e chance majoritária de cura (PCovid nível 1 com 74,32%), dado as informações prestadas durante a teleconsulta.

O botão “Encaminhamento Sugerido” quando acionado retorna a sugestão de encaminhamento ou alocação de forma otimizada dos pacientes para as unidades de saúde. A melhor unidade de saúde para encaminhar o paciente é indicada de acordo com: i) a gravidade do quadro do paciente (PCovid agravamento, referente a RL2); ii) capacidades atuais de cada unidade de saúde; e iii) distância geográfica do paciente até a unidade de saúde. Para maiores detalhes sobre a heurística de encaminhamento, indica-se a referência [Menezes and et al. [2022]].

Por fim, os valores de PCovid também são utilizados para calcular o Índice de Zonas de

DOI: 10.59254/sbpo-2024-193768
https://proceedings.science/p/193768?lang=pt-br

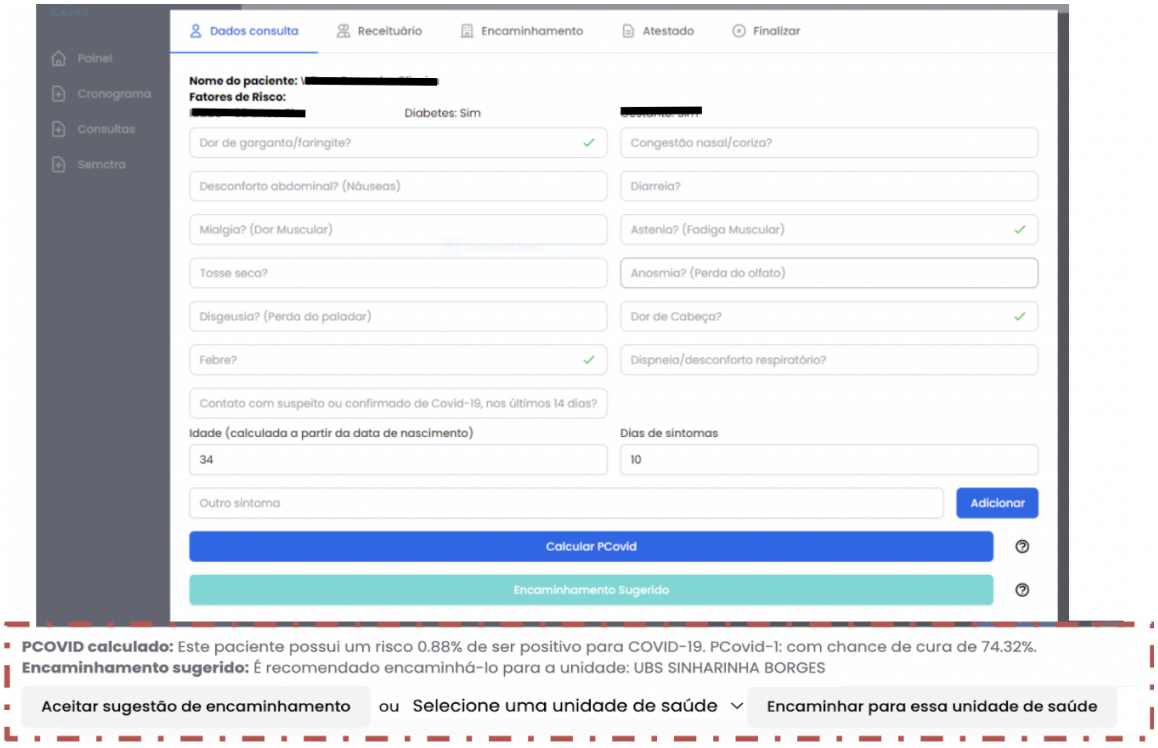


Figura 6: Tela para teleconsulta no sistema com PCovid incorporado. Detalhes da consulta são apresentados como um menu de sobreposição. Botões "Calcular PCovid"e "Encaminhamento Sugerido"acionados para auxiliar na teleconsulta. Exemplo de reposta do PCovid para paciente com baixa probabilidade de estar positivo (0,88%) e chance majoritária de cura (PCovid nível 1 com 74,32%).

Risco (IZR), no qual o sistema utiliza-o para comunicar à sociedade as zonas de risco do município em que o PCovid está atuando. O IZR é estratificado em cinco níveis como indicado na Tabela 2. Seguindo os valores M1 (média predição positivo) e M2 (média predição agravamento) referentes as médias da probabilidade de estar com COVID-19 (0-100%) e do nível de agravamento (1, 2, ou 3), respectivamente, as mensagens de IZR podem auxiliar na gestão de recursos diante das taxas de contaminação (RL1) e mortalidade (RL2). Desse modo, a medida que os pacientes evoluem para casos graves, os valores de M2 aumentam e as sugestões de IZR tornam-se mais restritivas. Esses valores foram definidos com base em estratégias que visavam gerar menos superlotação nos hospitais e nas unidades básicas de atendimento, considerando também a dificuldade de insumos e limitação de recursos humanos (profissionais), tentando gerar o menor impacto possível na população local. Assim, devido aos experimentos e *insights* retirados dos próprios dados de treinamentos, esses índices representavam medidas seguras, considerando todas as limitações citadas. A variação nesses limites inferior e superior poderiam acarretar em testes exaustivos ou medidas de contenção tardias.

4. Discussão

Os resultados apresentados com o PCovid legitimaram sua utilização pela equipe da Divisão de Atenção à Saúde do Servidor (DASS) da Universidade Federal Rural do Semi-Árido (UFERSA) bem como no âmbito da cidade de Mossoró/RN, sendo implantado em nove Unidades Básicas de Saúde (UBS).

O SEMcTrA foi posto em funcionamento durante o período de junho de 2022 a dezembro de 2022, tendo o PCovid como métrica para o diagnóstico e a alocação de pacientes. Para a DASS

DOI: 10.59254/sbpo-2024-193768
https://proceedings.science/p/193768?lang=pt-br

Tabela 2: Índice de Zonas de Risco para o município em que o PCovid é implantado.

Mensagem do IZR	M1	M2
IZR-1: promover ações de conscientização e prevenção	M1≤50%	M2≤1,2
IZR-2: avaliar a adoção de distanciamento social	M1>50%	M2≤1,2
IZR-3: intensificar testagem da população	-	1,2<M2≤1,5
IZR-4: avaliar a adoção de isolamento restrito	-	1,5<M2≤2,0
IZR-5: avaliar a adoção de *lockdown*	-	M2>2,0

foi possível assistir a comunidade acadêmica com consultas e agendamentos semanais. Nas UBS a escala de atendimento foi organizada em turnos de três horas nos períodos da manhã e da tarde. O médico residente de cada UBS atuou com teleconsultas de acordo com a sua autonomia. Nesse período foram realizados aproximadamente 150 teleconsultas e 20 encaminhamentos.

Foi realizada uma pesquisa de satisfação com os 10 médicos que utilizaram o sistema. Os principais questionamentos e seus respectivos resultados estão apresentados na Figura 7. Apesar de apenas 25% afirmarem ter familiaridade com sistemas de telesaúde, todos afirmaram sentir-se confortável em utilizar o sistema, tornando seu trabalho mais fácil e recomendando a adoção do sistema. Sobre o PCovid, 87,5% consideraram que este auxiliou no diagnóstico dos pacientes durante as teleconsultas realizadas, tendo este potencial para diminuir filas e melhorar a atenção à saúde da população. Cumpre destacar que para treinamento do modelo proposto utilizou-se de dados do período da FPI da COVID-19, e que no questionário a sugestão de investigar o impacto da vacinação no modelo foi sugerido pelos médicos participantes.

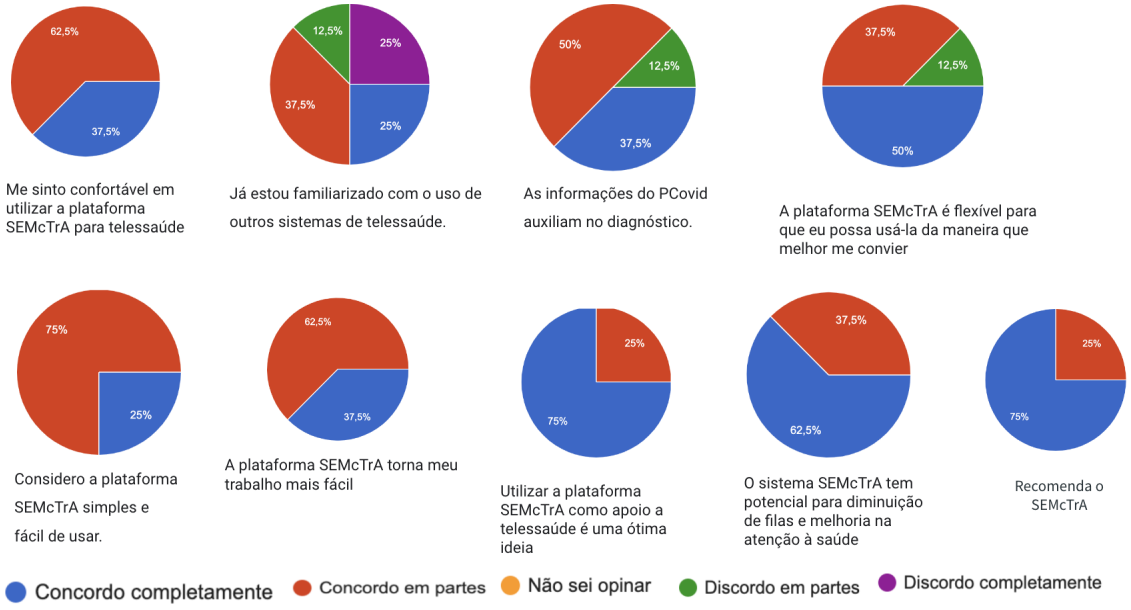


Figura 7: Resultado da avaliação do sistema de teleconsultas baseado no PCovid. Pesquisa realizada com os 10 médicos que utilizaram o PCovid.

DOI: 10.59254/sbpo-2024-193768
https://proceedings.science/p/193768?lang=pt-br

5. Considerações finais

Um modelo multinível para previsão e agravamento de casos de COVID-19 composto de duas regressões logísticas baseadas em dados de fácil obtenção foi apresentado. Denominado de PCovid, o modelo foi treinado com dados do OpenDataSUS fornecidos durante a fase pré-imunização no Brasil. A partir de sintomas, comorbidades, dados demográficos e demais informações dos pacientes, o modelo fornece a probabilidade de diagnóstico positivo e evolução da doença, otimizando sua integração com sistemas de teleconsultas.

Percebe-se que o balanceamento com base na quantidade de sintomas, descartando casos assintomáticos, foi uma estratégia que apresentou bons resultados. As métricas de desempenho e a capacidade de predição de cada característica usada pelo modelo foi apresentada. Os sintomas que tratam da falta de paladar e olfato se destacaram como os melhores preditores. Além disso, a idade e a quantidade de dias com sintomas foram fatores importantes na predição da evolução do caso. Tais resultados corroboraram com as características das variantes da COVID-19 durante da FPI.

Por fim, um sistema de teleconsulta que tem o modelo PCovid incorporado possibilita que toda comunicação remota com o paciente (jornada domiciliar) e eventuais encaminhamentos (jornada presencial) sejam subsidiados por suas saídas (valores PCovid), permitindo uma melhor gerência, alocação de recursos e controle de fluxo de atendimento para o combate à pandemias, a exemplo da COVID-19.

Referências

Armocida, B. and et al. (2020). The italian health system and the covid-19 challenge. *Lancet Public Health*, 5:e253.

C.A.A., S. and et al. (2017). Teleconsulta: nova fronteira da interação entre médicos e pacientes. *Rev Bras Med Fam Comunidade*, 12:1–7.

Catapan, S. d. C. and Calvo, M. C. M. (2020). Teleconsultation: an integrative review of the doctor-patient interaction mediated by technology. *Revista Brasileira de Educação Médica*, 44(1).

Cirillo, N. (2021). Taste alteration in covid-19: Significant geographical differences exist in the prevalence of the symptom. *Journal Infect Public Health*.

Cowie, J., Calveley, E., Bowers, G., and Bowers, J. (2018). Evaluation of a digital consultation and self-care advice tool in primary care: a multi-methods study. *Int J Environ Res Public Health*, 15:89.

Dawson, P. and et al. (2021). Loss of taste and smell as distinguishing symptoms of coronavirus disease 2019. *Clin Infect Disease*.

de Castro, F. and et al. (2020). Telemedicina rural e covid-19: ampliando o acesso onde a distância já era regra. *Revista Brasileira de Medicina de Família e Comunidade*, 15(42):2484–2484.

Doraiswamy, S., Abraham, A., Mamtani, R., and Cheema, S. (2020). Use of telehealth during the covid-19 pandemic: Scoping review. *Journal of Medical Internet Research*, 22(12).

El-Rashidy and et al. (2020). End-to-end deep learning framework for coronavirus (covid-19) detection and monitoring. *Electronics*, 9(9).

Filho, S. and et al. (2023). An online platform for covid-19 diagnostic screening using a machine learning algorithm. *Revista da Associação Médica Brasileira*, 69(4):e20221394.

DOI: 10.59254/sbpo-2024-193768
https://proceedings.science/p/193768?lang=pt-br

Freitas, B. A. C. d., Fialho, W. L., and Prado, M. R. M. C. d. (2021). Experiência da rápida implementação de serviço pioneiro em telessaúde durante a crise da covid-19. *Revista Brasileira de Educação Médica*, 45.

Holanda, W. D., Silva, L. C., and Sobrinho, A. C. C. (2021). Estratégias Preditivas na Deteção do Agravamento do Quadro Clínico de Pacientes com COVID-19: Uma Revisão de Escopo. *Journal of Health Informatics*, 13(4).

Jumreornvong, O., Yang, E., Race, J., and Appel, J. (2020). Telemedicine and medical education in the age of covid-19. *Academic Medicine*, 95:1838–1843.

Meinert, E. and et al. (2020). Agile requirements engineering and software planning for a digital health platform to engage the effects of isolation caused by social distancing: Case study. *JMIR Public Health Surveill*, 6(2).

Menezes, S. M. and et al. (2022). Um modelo de programação linera inteira para alocação de pacientes com covid-19 às unidades hospitalares. In *Anais do Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional*.

Milenkovic, A., Jankovic, D., and Rajkovic, P. (2020). Extensions and adaptations of existing medical information system in order to reduce social contacts during covid-19 pandemic. *International Journal of Medical Informatics*, 141:104224.

Mohammed, R., Rawashdeh, J., and Abdullah, M. (2020). Machine learning with oversampling and undersampling techniques: Overview study and experimental results. In *2020 11th International Conference on Information and Communication Systems (ICICS)*, p. 243–248.

Narin, A., Kaya, C., and Pamuk, Z. (2021). Automatic detection of coronavirus disease (covid-19) using x-ray images and deep convolutional neural networks. *Pattern. Anal. Appl.*, (2003.10849): 1207–1220.

OpenDataSUS (2021). Opendatasus - department of informatics of the unified health system. URL `opendatasus.saude.gov.br/dataset/casos-nacionais`. Accessed 2022-01-16.

Oshida, M. and et al. (2020). Percepção sobre o aplicativo telemedicina paraná como ferramenta para o teleatendimento. *Revista Aproximação*, 2(04).

Pratama, A. and et al. (2023). Do smart cities perform better in governing the covid-19crisis ? empirical evidence from indonesian cities. *Urban Governance*, 3(1):58–66.

Reddy, K., Rath, S., and Manhar, A. (2021). A machine learning approach to analyse the symptoms of covid-19 for the initial diagnosis of a patient. *International Journal of Scientific Research in Computer Science, Engineering and Information Technology*, p. 34–40.

S., A. (2020). Chapter 3 - machine learning techniques. In Subasi, A., editor, *Practical Machine Learning for Data Analysis Using Python*, p. 91–202. Academic Press.

Sahatiya, P. and et al. (2023). Role of telemedicine in healthcare sector for betterment of smart cit. In *Soft Computing: Theories and Applications*, volume 3, p. 925–935.

Santana, I. and et al. (2021). Classification models for covid-19 test prioritization in brazil: Machine learning approach. *J Med Internet Res*, 23(4):e27293.

DOI: 10.59254/sbpo-2024-193768
https://proceedings.science/p/193768?lang=pt-br

Schünke, L. and et al. (2022). A rapid review of machine learning approaches for telemedicine in the scope of covid-19. *Artificial Intelligence in Medicine*, 129:102312.

Silva, H. A., Souza, D. F. L., and Oliveira, L. C. (2022). Semctra: A multilayer specialized system for covid-19 remote triage, resource allocation and teleconsultation. In *Proceedings of the Brazilian Symposium on Multimedia and the Web*, p. 267–271. Association for Computing Machinery.

Sinnott, R.O., Duan, H., and Sun, Y. (2016). Chapter 15 - a case study in big data analytics: Exploring twitter sentiment analysis and the weather. In Buyya, R., Calheiros, R. N., and Dastjerdi, A. V., editors, *Big Data*, p. 357–388. Morgan Kaufmann.

Soui, M., Mansouri, N., Alhamad, R., Kessentini, M., and Ghedira, K. (2021). Nsga-ii as feature selection technique and adaboost classifier for covid-19 prediction using patient's symptoms. *Nonlinear Dynamics*, 106(2):1453–1475.

Tuckson, R. V., Edmunds, M., and Hodgkins, M. L. (2017). Telehealth. *New England Journal of Medicine*, 377(16):1585–1592.

Wang, S. and et al. (2020). A deep learning algorithm using ct images to screen for corona virus disease (covid19). *medRxiv*.

Wosik, J., Fudim, M., Cameron, B., Gellad, Z. F., Cho, A., Phinney, D., Curtis, S., Roman, M., Poon, E. G., Ferranti, J., Katz, J. N., and Tcheng, J. (2020). Telehealth transformation: Covid-19 and the rise of virtual care. *J. Am. Med. Inform. Assoc.*, 27:957–962.

Zoabi, Y., Deri-Rozov, S., and Shomron, N. (2021). Machine learning-based prediction of covid-19 diagnosis based on symptoms. *npj Digital Medicine*, 4(1):3.

Zoabi, Y. and Shomron, N. (2020). Covid-19 diagnosis prediction by symptoms of tested individuals: a machine learning approach. *medRxiv*.

DOI: 10.59254/sbpo-2024-193768
https://proceedings.science/p/193768?lang=pt-br