



Aprendizado de máquina aplicada para previsão do tipo de parto

Machine learning applied to birth type prediction

Aprendizaje automático aplicado a la predicción de tipos de trabajo

Abel Brasil Ramos da Silva², Edgar Anthony Ferreira Lima¹, Anderson Esteves de Macêda¹, Estela Ferreira Lopes¹, Hemerson Bruno Da Silva Vasconcelos², José Dival Ferreira Aragão².

RESUMO

Objetivo: Desenvolver modelos estatísticos, através de técnicas de Machine Learning (ML), para modelar e prever indicadores estratégicos assistenciais e administrativos no Complexo Hospitalar. **Métodos:** O estudo foi feito através das Fichas de Monitoramento/Avaliação, onde é obtido os dados das pacientes em trabalho de parto que tiveram o parto normal ou cesárea no Centro Obstétrico da Maternidade. Esses dados foram utilizados para gerar o modelo de Machine Learning. **Resultados:** O modelo Decision Tree alcançou a mais alta acurácia em comparação com os outros modelos testados, o que indica sua capacidade de fazer previsões corretas em uma proporção significativa. **Conclusão:** O modelo se mostrou bem-sucedido ao revelar que o tipo de parto cesariano foi a via de parto mais predominante entre as participantes do estudo, correspondendo a mais de 50% do total de partos. A possibilidade de ampliação do projeto para outras universidades teria impacto positivo, pois poderão fornecer informações valiosas para aprimorar a tomada de decisões em relação ao tipo de parto em diferentes contextos de saúde.

Palavras-chave: Ciência de dados, Estatística, Machine learning.

ABSTRACT

Objective: To develop statistical models, using Machine Learning (ML), techniques, to model and predict care and administrative indicators in the UFC Hospital Complex. **Methods:** The study was carried out using the Monitoring/Evaluation Forms, where data is obtained from patients in labor who had normal delivery or cesarean section at the Obstetric Center. This data was used to generate the Machine Learning model. **Results:** The Decision Tree model achieved the highest accuracy compared to the other tested models, which indicates its ability to make correct predictions by a significant proportion. **Conclusion:** The model was successful in revealing that the type of cesarean delivery was the most prevalent mode of delivery among the study participants, corresponding to more than 50% of all deliveries. The possibility of extending the project to other universities would have a positive impact, as it could provide valuable information to improve decision-making regarding the type of delivery in different health contexts.

Keywords: Data science, Statistics, Machine learning.

RESUMEN

Objetivo: Desarrollar modelos estadísticos, utilizando técnicas de Machine Learning (ML), para modelar y predecir indicadores asistenciales y administrativos en el Complejo Hospitalario. **Métodos:** El estudio fue realizado utilizando los Formularios de Seguimiento/Evaluación, donde se obtienen datos de pacientes en trabajo de parto que tuvieron parto normal o cesárea en el Centro Obstétrico de Maternidade. Estos datos se utilizaron para generar el modelo de Machine Learning. **Resultados:** El modelo Decision Tree logró la mayor precisión en comparación con los otros modelos probados, lo que indica su capacidad para hacer las

¹ Universidade Federal do Ceará, Fortaleza - CE.

² EBSERH – Empresa Brasileira de Serviços Hospitalares, Fortaleza - CE.

predicciones correctas en una proporción significativa. **Conclusión:** El modelo logró revelar que el tipo de parto por cesárea fue el modo de parto más prevalente entre los participantes del estudio, correspondiendo a más del 50% de todos los partos. La posibilidad de extender el proyecto a otras universidades tendría un impacto positivo, ya que podría aportar información valiosa para mejorar la toma de decisiones sobre el tipo de parto en diferentes contextos sanitarios.

Palabras clave: Ciencia de datos, Estadísticas, Aprendizaje automático.

INTRODUÇÃO

Ao decorrer do tempo, a atenção ao parto das mulheres cresce cada vez mais, e as tentativas de aprimoramento do processo do parto também aumenta. A decisão da escolha do tipo de parto pela paciente pode ter vários fatores de influência, considerando os riscos e os benefícios (COSTA E SILVA SP, et al., 2014). O Ministério da Saúde defende o Parto Normal, procedimento onde o conceito nasce por via vaginal, como a melhor escolha e incentiva a redução dos partos cesárea desnecessária. Entre algumas vantagens do parto normal está a recuperação mais rápida da paciente, ausência de dor no período pós-parto, alta mais rápida, risco menor de infecção e de hemorragia (JUNIOR TL, et al., 2013; DOMINGUES RMSM, et al.).

Porém nos últimos anos o Parto Cesárea, procedimento cirúrgico que inclui corte abdominal para extração do conceito do útero materno durante o trabalho de parto (ANGOLILE CM, et al., 2023), aumentou consideravelmente no Brasil (SIMÕES AD, et al., 2022; PIMENTEL TA e OLIVEIRA-FILHO EC, 2016). Cerca de 1,4 milhão dos partos são do tipo Cesária (CESAR MBN, et al., 2022). Entre os fatores que influenciam no aumento dos partos do tipo cesárea, pode-se citar fatores socioculturais, institucionais e legais (OLIVEIRA SMJV, et al., 2002).

Entende-se, então, que é de suma importância entender como as práticas no período da gestação influência na escolha do tipo de parto, fazendo-se necessário uma análise dos indicadores de Monitoramento da Atenção ao Parto e Nascimento. Ferramentas Tecnológicas nos permitem trabalhar melhor com os dados fornecidos, como por exemplo o Machine Learning. Machine Learning tem suas técnicas orientadas a dados, onde através de um volume considerável de dados, elas aprendem sobre os mesmos, e a partir de algoritmos geram hipóteses (BI Q, et al., 2019; LUDERMIR TB, 2021). As técnicas de Machine Learning são fundamentadas a partir de algoritmos - procedimentos matemáticos que demonstram as relações entre variáveis (SIDEY-GIBBONS JAM e J. SIDEY-GIBBONS CJ, 2019).

Com os avanços nessa área, novas oportunidades surgem para aprimorar a precisão e previsão na área médica. Os avanços servem de apoio para os médicos ou analistas em seus determinados campos (HABEHH H e GOHEL S, 2021). O Machine Learning permite o aprimoramento da eficiência e confiabilidade, além de reduzir custos do processo (RAHMANI AM, 2021). O Aprendizado de Máquina podem ser categorizados em aprendizagem supervisionada e aprendizagem não supervisionada (DEO RC, 2015). No aprendizado supervisionado é necessário um rótulo informando a que classe que no exemplo trabalhado pertence, enquanto no aprendizado não supervisionado os exemplos são fornecidos sem rótulos ao algoritmo (LUDERMIR TB, 2021).

Ao aplicar algoritmos para entender a estrutura dos dados existentes e gerar regras de predição, estamos fazendo uma análise preditiva. através de modelos preditivos podemos estimar o risco de determinado desfecho ocorrer, através dos diversos fatores que influencia o assunto em questão (SANTOS HG, 2019). O Machine Learning, a partir de um banco de dados já pré-definido, aprende como os dados e a partir disso gera um modelo de predição, classificação ou detecção (PAIXÃO GMM, et al., 2022).

Diante disso, o objetivo deste trabalho é descrever os diferentes tipos de parto com base na análise dos dados obtidos a partir dos indicadores de Monitoramento da Atenção ao Parto e Nascimento e através da aplicação de algoritmos de Machine Learning, será possível analisar os dados coletados e desenvolver modelos preditivos capazes de determinar com precisão o tipo de parto ao qual uma paciente será submetida. Isso permitirá uma melhor compreensão dos fatores que influenciam na decisão do tipo de parto, fornecendo informações importantes para profissionais de saúde e gestores de políticas públicas.

MÉTODOS

Trata-se de estudo descritivo, com abordagem de natureza quantitativa. O estudo foi realizado na Maternidade Escola, que se trata de uma maternidade referência para o Estado do Ceará, vinculada ao Sistema Único de Saúde (SUS) e onde são desenvolvidas diversas atividades de média a alta complexidade relacionado ao âmbito hospitalar e ambulatorial. O Acesso aos dados aconteceu no primeiro semestre de 2023, através das Fichas de Monitoramento/Avaliação da Assistência ao Parto e Nascimento da Maternidade. (LOURENÇO J, 2019).

O projeto desta pesquisa foi aprovado pelo Comitê de Ética em Pesquisa em Seres Humanos, sob o parecer nº: 6.204.212, e sob processo de número CAAE: 70383823.9.0000.5050. A população do estudo correspondeu a pacientes em trabalho de parto que tiveram o parto normal ou cesárea no Centro Obstétrico da Maternidade no ano de 2022 e no mês de janeiro de 2023. O período escolhido foi baseada na ficha pela qual foi feita a coleta de dados.

Todos os dados foram anonimizados, removendo assim qualquer identificação do paciente. Os registros coletados pela Ficha foram disponibilizados para o presente projeto através de um banco de dados no formato Rdata e foi necessário convertê-lo para algum formato que permitisse seu processamento na plataforma Google Colabotary. O formato escolhido foi o CSV, e a conversão foi realizada utilizando a linguagem de programação R, que possui funções que exportam a biblioteca para esse formato.

Ferramentas Utilizadas

A Linguagem de programação Python e R foram usadas para o desenvolvimento do projeto. O R é uma linguagem de programação de código aberto e um ambiente de desenvolvimento integrado para análise estatística e gráfica de dados. O Python é uma linguagem de alto nível e de uso geral. Entre as principais bibliotecas da linguagem Python utilizadas nesse projeto para ciência de dados está:

Numpy: Facilita no trabalho de processamento de matrizes e vetores, juntamente com uma coleção de funções matemáticas de alto nível que auxiliam na operação dessas estruturas.

Matplotlib: Voltada para criação visualizações de dados, estáticas, animadas ou interativas, em Python.

Pandas: Biblioteca essencial para o trabalho em ciência de dados, pois disponibiliza uma ampla quantidade de ferramentas que auxiliam no trabalho com estrutura de dados.

Scikit-Learn: Voltado ao Machine Learning, que contribui com o uso de algoritmos voltados a classificação, regressão e agrupamento.

Pandas: Biblioteca essencial para o trabalho em ciência de dados, pois disponibiliza uma ampla quantidade de ferramentas que auxiliam no trabalho com estrutura de dados

Seleção de Dados

Foram selecionadas somente as variáveis referentes ao pré-parto do teste, pois o objetivo do trabalho é analisar o período pré-parto para escolha do tipo de parto. O total de partos registrados pela ficha foi de 4187, com 11 variáveis que serão trabalhadas. As variáveis estão presente no estudo de maneira codificada, onde cada código representa um atributo específico da população, então para facilitar o processo interpretação do modelo, renomeamos todas as variáveis pelo seu respectivo nome: Q31 - Dilatação na Admissão, Q29 - Método não farmacológico de alívio da dor, Q30 - Realizada Analgesia Farmacológica no TP?, Q25 - Uso de Indutor, Q34 - Partograma, Q36 - Venoclise, Q38 - Jejum, Q45 - Acompanhante no parto, Q146 - Classificação de Robson, Q43 - Tipo de parto, Q66 - IG semanas.

Com o início do processo da construção do modelo, o presente trabalho foi elaborado através das seguintes etapas: 1. Coleta dos dados no banco de dados criado a partir dos registros da Ficha de Monitoramento da Atenção ao Parto e Nascimento. (FMP) 2. Fazer a análise de dados, onde foi feito o processo de limpeza, preparação e manipulação dos dados. 3. Criação dos modelos de machine learning e treinamento dos mesmos, estes: Decision Tree, Random Forest e K-nearest Neighbors. 4. Testar o modelo,

através de valores separados para teste. 5. Corrigir possíveis erros e aprimorar o modelo visando melhorar os resultados (LOURENÇO, 2019). Para prosseguir na aplicação do modelo, é importante compreender os dados que estão sendo trabalhados. Para isso, foram seguidas as seguintes etapas: Compreensão das categorias de dados e suas características; exclusão de dados irrelevantes; ajuste dos atributos para o modelo; é necessário definir os tipos de variáveis que estão sendo trabalhadas no projeto.

Os atributos podem ser divididos: **Qualitativos:** Variáveis que possuem valores que podem ser separados em diferentes categorias; **Quantitativos Discretos:** Valores expressos em números, que podem ser finitos (Discretos) ou como infinitos valores possíveis em uma escala contínua (Contínuos).

A divisão entre qualitativo e quantitativo é importante, pois para cada uma dessas categorias foi utilizada uma abordagem diferente no processamento do modelo. Com a divisão das categorias, foi analisado o relacionamento entre elas, principalmente para identificar se existe uma forte correlação entre algumas variáveis, o que poderia gerar o risco de uma mesma informação ser explicitada em mais de um atributo. Posteriormente, foi necessário entender a variável resposta, que no caso do trabalho é o "Tipo de Parto". Foi analisada a distribuição dessa variável no conjunto de dados e sua relação com as outras variáveis. A variável resposta "Tipo de Parto" é do tipo qualitativa.

Uso dos dados do banco no modelo

Para utilizar os dados do banco de dados no modelo, foi necessário dividir as variáveis em "preditoras" e "resposta", onde as preditoras são as variáveis que irão influenciar diretamente na variável resposta. Após a separação do banco, fizemos a reclassificação de duas variáveis qualitativas, a fim de diminuir a heterogeneidade entre elas. A saber: na variável "Realizada Analgésia farmacológica?", juntamos as categorias "Sim" e "Outros", para "Sim", e as demais para "Não"; na variável "Uso de Indutor", juntamos as categorias "TP espontâneo", "Sem indicação" e "Recusou" para "Não", e as demais para "Sim".

Ainda com as variáveis qualitativas extraímos sua representação em forma de dummies, ou seja, criar variáveis binárias para cada categoria das qualitativas. Essa abordagem de criação de dummies a partir de atributos qualitativos com várias categorias é comum em análises estatísticas e de machine learning, pois permite que o modelo capture a informação contida na variável sem assumir uma ordem ou hierarquia entre as categorias. Em relação as variáveis quantitativas, a variável "IG estimada(semanas)" pode ser dividida em duas categorias de acordo com a Classificação de Robson: Pré-Termo, para quando a idade gestacional for menor que 37 semanas, e Termo, para quando a idade gestacional for maior que 37 semanas.

Após a limpeza dos dados, as idades gestacionais variaram entre 34 e 42 semanas, desse modo optamos por transformar a variável "IG estimada(semanas)" em um atributo de classificação. Nesse sentido, a variável assume a classificação Pré-Termo ou Termo a partir da definição da "Classificação de Robson". Em seguida, os bancos de dados foram separados em treinamento e teste, com proporção entre 80% e 20%, respectivamente. Para gerar o modelo, foi utilizada a plataforma Colab, que permite produzir modelos de regressão classificatória para aplicar aos dados, usando bibliotecas voltadas à regressão. Como a maioria dos dados é categórica, foram testados três modelos de classificação: K-nearest Neighbors, Decision Tree e Random Forest.

RESULTADOS

O presente trabalho observou que fica evidente que o Parto Cesária tem maior predominância entre as pacientes. Registrou-se cerca de 64.44% de Cesáreas e 35.133% de partos normais. As seguintes variáveis forma observadas como mais influentes para o tipo de parto. Apresentamos a seguir os relacionamentos entre a variáveis qualitativas e a variável resposta "Tipo de Parto".

Tabela 1 – Variáveis Qualitativas em relação ao tipo de parto.

Características	Cesárea	Normal	%Cesárea	%Normal	Total
Método não de alívio da dor					
Não	2108	178	92,21	7,79	2286

Sim	590	1311	31,04	68,96	1901
Acompanhante durante o parto					
Não	399	147	73,08	26,92	546
Sim	2299	1342	63,14	36,86	3641
Jejum					
Não	447	1393	24,29	75,71	1840
Sim	2251	96	95,91	4,09	2347
Venoclise					
Não	119	784	13,18	86,82	903
Sim	2579	705	78,53	21,47	3284
Partograma					
Não	2439	136	94,72	5,28	2575
Sim	259	1353	16,07	83,93	1612
Realizada analgesia farmacológica?					
Não - Paciente Recusou	39	39	50,00	50,00	78
Sim	65	160	28,89	71,11	225
Não - Profissional Indisponível	10	10	50,00	50,00	20
Não - Sem Indicação	2263	853	72,63	27,37	3116
Outros	321	427	42,91	57,09	748
Classificação de Robson					
Grupo 1	279	449	38,32	61,68	728
Grupo 2	532	73	87,93	12,07	605
Grupo 3	91	543	14,35	85,65	634
Grupo 4	216	83	72,24	27,76	299
Grupo 5	854	92	90,27	9,73	946
Grupo 6	47	6	88,68	11,32	53
Grupo 7	73	4	94,81	5,19	77
Grupo 8	150	23	86,71	13,29	173
Grupo 9	20	1	95,24	4,76	21
Grupo 10	436	215	66,97	33,03	651
Uso de Indutor					
Misoprostol	165	163	50,30	49,70	328
Ocitocina	20	32	38,46	61,54	52
Krause	8	6	57,14	42,86	14
TP	297	1085	21,49	78,51	1382
Sem indicação	2066	201	91,13	8,87	2267
Recusou	142	2	98,61	1,39	144

Nota: Classificação de Robson: Classificação que categoriza as pacientes em 10 grupos, a partir de cinco características: paridade, história obstétrica anterior, tipo de gestação, início do trabalho de parto, e idade gestacional (MORESI EHC, et al., 2022). Uso do Indutor: Alguns partos necessitam ser induzidos de forma artificial, para assegurar o nascimento da criança em um tempo apropriado. Realizada Analgesia Farmacológica: Verificação se houve Analgesia Farmacológica, que se trata do alívio da dor por meio do uso de medicamentos analgésicos. Partograma: Gráfico utilizado durante o trabalho de parto para monitorar e registrar informações relevantes sobre a evolução do trabalho de parto e a saúde da mãe e do bebê. Permite que os profissionais de saúde identifiquem algum desvio do curso normal. Venoclise: Procedimento médico que envolve a inserção de uma agulha em uma veia periférica (veia localizada nos braços, mãos, pernas ou pés) para fornecer acesso ao sistema circulatório. O objetivo da venoclise é permitir a administração de medicamentos, fluidos intravenosos, transfusões de sangue ou coleta de amostras de sangue para exames laboratoriais. Jejum: Jejum refere-se ao ato de abster-se de consumir alimentos ou bebidas por um determinado período. É um estado em que o organismo não recebe nutrientes através da alimentação. Em alguns casos, é necessário realizar exames médicos em que o jejum é requerido para obter resultados mais precisos. Acompanhante no Parto: Membro da família, parceiro(a) ou amigo(a) próximo(a), que acompanha a paciente durante todo o processo de parto. IG estimada(semanas): Idade Gestacional da paciente, que se trata do número de semanas entre o primeiro dia do último período menstrual normal da mãe e o dia do parto. Dilatação na admissão(cm): Processo de abertura do colo do útero para o nascimento do bebê. O colo do útero é a parte inferior do útero.

Fonte: Lima EE, et al., 2024.

Métricas de Avaliação

Neste modelo de análise de dados, foram utilizados quatro métricas de avaliação para verificar a precisão do modelo: acurácia, precisão, sensibilidade e F-measure. A acurácia é uma medida geral de precisão do modelo, indicando quantas classificações o modelo acertou. A precisão avalia o percentual de acertos de uma classe em particular, enquanto a sensibilidade verifica o percentual dos positivos verdadeiros que foram identificados corretamente. A F-measure é a média harmônica entre precisão e sensibilidade, e é usada para medir a eficácia geral do modelo.

Resultados da Acurácia:

- O modelo Decision Tree, possui uma acurácia de 93.50%.
- O modelo Random Forest possui uma acurácia de 93.34%
- O modelo KneighborsClassifier possui uma acurácia de 91.81%

Resultados do modelo Decision Tree para precisão e acurácia:

Os resultados são apresentados no formato de matriz de confusão. Essa matriz é usada para comparar os resultados observados com os resultados previstos pelo modelo, permitindo assim avaliar sua precisão e capacidade de classificação. Para cada modelo, foi criada uma tabela 2x2 onde cada valor pode estar inserido em: Parto normal observado e Parto normal previsto, Parto normal observado e Parto cesárea previsto, Parto cesárea observado e Parto normal previsto, Parto cesárea observado e Parto cesárea previsto.

Tabela 2 – Matriz de Confusão do modelo Decision Tree

Variável	Parto Normal Previsto	Parto Cesárea Previsto
Parto Normal	406	21
Parto Cesárea	60	759

Fonte: Lima EE, et al., 2024.

Tabela 3 – Tabela de Métricas de Avaliação do modelo Decision Tree.

Variável	Precisão	Sensibilidade	F-Score
Parto Normal	0.8712	0.9508	0.9092
Parto Cesárea	0.9731	0.9267	0.9493

Fonte: Lima EE, et al., 2024.

DISCUSSÃO

Os resultados revelaram que o parto cesariano foi a via de parto mais predominante entre as participantes do estudo, correspondendo a mais de 50% do total de partos. Por meio da aplicação da técnica de Machine Learning, conseguimos prever com boa acurácia os fatores que mais influenciaram a escolha dessa via médica.

Análise do Modelo Decision Tree

O modelo Decision Tree alcançou a mais alta acurácia em comparação com os outros modelos testados, o que indica sua capacidade de fazer previsões corretas em uma proporção significativa. O método Decision Tree tem potencial para diversas áreas que envolve a pesquisa médica (SONG Y e LU Y, 2015), onde há situações em que decisão deve ser feita de forma eficaz e confiável e que forneça alta precisão de classificação com uma representação simples do conhecimento adquirido. As árvores de decisão têm sido usadas em diferentes áreas da tomada de decisão médica (PODGORELEC V, et al., 2002).

Uma boa acurácia representa uma boa previsibilidade do modelo de maneira geral, pois significa que há um grande percentual de acerto das máquinas, porém não se pode se basear a escolha do modelo com apenas essas variáveis, pois há outras métricas que tratam de questões mais específicas, evitando a escolha tendenciosa de um modelo. Todos os três modelos testados possuem uma boa acurácia. O modelo ficou com o Decision Tree, com uma acurácia de 93.50%. A precisão avalia a porcentagem de resultados corretos dentro

das estimativas feitas pelo modelo. Ou seja, dentro os valores previstos quantos foram corretos. Analisando os Modelos, podemos perceber que em relação ao Parto Cesárea, o Decision Tree teve a melhor precisão, de 97.31%, enquanto em relação ao Parto Normal, o modelo ficou com 87.12%. A Sensibilidade, ou Recall, avalia a assertividade do modelo em relação aos valores observados, isto é, dentro dos valores observados quantos o modelo previu corretamente. O modelo Decision Tree possui a maior sensibilidade no parto normal, com 95.08%, enquanto no parto cesárea ficou com 92.67%.

F-Score se trata da média harmônica entre a precisão e sensibilidade. No caso do F-score só será alto se as duas métricas forem altas, logo um modelo que apresenta maior F-score é um modelo capaz tanto de acertar suas previsões quanto de recuperar os exemplos da classe de interesse, sendo um bom indicador da qualidade do modelo. Ao analisar o F1 Score do modelo Decision Tree, observamos um equilíbrio satisfatório entre a capacidade de detectar corretamente os casos positivos e a minimização de erros de classificação. Esses resultados reforçam a eficácia do modelo Decision Tree na previsão do tipo de parto, proporcionando um bom desempenho geral e contribuindo para a tomada de decisões mais embasadas.

Validação Temporal do Modelo Decision Tree

A validação temporal é importante para garantir que um modelo seja capaz de generalizar bem para dados futuros e evitar problemas como o superajuste (overfitting), no qual o modelo se ajusta muito bem aos dados de treinamento, mas não é capaz de fazer previsões precisas em dados novos. Na tabela abaixo podemos ver o modelo sendo aplicado três meses após o período do aprendizado do modelo:

Tabela 4 – Tabela de Validação Temporal dos dados de fevereiro, março e abril.

Meses	Acurácia	F-Score Normal	F-Score Cesárea
Fev	95.01%	93.53%	95.94%
Mar	91.69%	91.69%	95.90%
Abr	95.95%	94.21%	96.89%

Fonte: Lima EE, et al.,2024.

O modelo teve como resultado uma excelente acurácia e precisão tanto para o parto Cesaria quanto para o Parto Normal. Isso indica que o modelo está acertando maior parte das previsões e que está classificando corretamente a maioria dos exemplos positivos. Como sugestão para trabalhos futuros, propomos a análise de outros anos, a fim de compreender as mudanças no tipo de parto ao longo do tempo. Também é recomendável realizar o mesmo modelo em outros hospitais universitários, permitindo a comparação dos resultados e a identificação de diferenças e semelhanças entre eles. Essas medidas adicionais contribuirão para a ampliação do conhecimento nessa área e poderão fornecer insights valiosos para aprimorar a tomada de decisões em relação ao tipo de parto em diferentes contextos de saúde.

CONCLUSÃO

A presente pesquisa teve como objetivo avaliar a associação dos procedimentos obstétricos com a escolha do tipo de parto, utilizando a técnica de Machine Learning aplicada às pacientes em trabalho de parto do HUWC. Embora reconheçamos que o modelo desenvolvido não seja ideal para uso em hospitais ou centros de atendimento em saúde, os resultados obtidos demonstraram uma forte correlação entre os dados e o tipo de parto escolhido. Os resultados revelaram que o parto do tipo cesárea foi a via de parto mais predominante entre as participantes do estudo, correspondendo a mais de 50% do total de partos. Por meio da aplicação da técnica de Machine Learning, conseguimos prever com boa acurácia os fatores que mais influenciaram a escolha dessa via médica. Concluímos, através de validações temporais, que modelo Decision Tree foi o mais eficaz, tendo o mesmo um alto número de acertos em relação os valores previstos, sendo capaz de fornecer resultados mais confiáveis e precisos.

REFERÊNCIAS

1. ANGOLILE CM, et al. Global increased cesarean section rates and public health implications: A call to action. Health Sci Rep, 2023; 6(5): 1274.

2. BI Q, et al. What is Machine Learning? A Primer for the Epidemiologist. *Am J Epidemiol*, 2019; 188(12): 2222-2239.
3. CARNEIRO JL. Avaliação de boas práticas obstétricas e desfechos maternos em maternidade de referência. Dissertação (Mestrado em Enfermagem) - Universidade Federal do Ceará, Fortaleza, 2019; 105.
4. CESAR MBN, et al. Aplicabilidade de algoritmo de apoio à decisão na avaliação perineal para o parto. *Acta Paulista de Enfermagem*, 2022; 35: APE003966.
5. COSTA e SILVA SP, et al. Parto normal ou cesariana? fatores que influenciam na escolha da gestante. *Revista de enfermagem da UFSM*, 2014; 4: 1-9.
6. DEO RC. Machine Learning in Medicine. *Circulation*, 2015; 132(20): 1920-30.
7. DOMINGUES RMSM, et al. Processo de decisão pelo tipo de parto no Brasil: da preferência inicial das mulheres à via de parto final. *Cadernos de Saúde Pública*, 2014; 30: 101-116.
8. HABEHH H e GOHEL S. Machine Learning in Healthcare. *Curr Genomics*, 2021; 22(4): 291-300.
9. JUNIOR TL, et al. Escolha da via de parto: expectativa de gestantes e obstetras. *Revista Bioética*, 2013; 3: 509-517.
10. LUDEMIR TB. Inteligência Artificial e Aprendizado de Máquina: estado atual e tendências. *Estudos Avançados*, 2021; 35(101): 85-94.
11. MORESI EHC, et al. Classificação de Robson para cesariana em Hospital Público do Distrito Federal. *Revista Brasileira de Saúde Materno Infantil*, 2022; 22(4): 1043-1050.
12. OLIVEIRA SMJV, et al. Tipo de parto: expectativas das mulheres. *Revista Latino-Americana de Enfermagem*, 2002; 10(5): 667- 674.
13. PAIXÃO GMM, et al. Machine Learning na Medicina: Revisão e Aplicabilidade, 2021; 118(2): 95-102.
14. PIMENTEL TA e OLIVEIRA-FILHO EC. Fatores que influenciam na escolha da via de parto cirúrgica: uma revisão bibliográfica. *Universitas: Ciências da Saúde*, 2016; 14(2).
15. PODGORELEC V, et al. Decision Trees: An Overview and Their Use in Medicine. *Journal of Medical Systems*, 2002; 26: 445–463.
16. RAHMANI AM, et al. Machine Learning (ML) in Medicine: Review, Applications, and Challenges. *Mathematics*, 2021; 9(22): 2970.
17. SIDEY-GIBBONS JAM e SIDEY-GIBBONS CJ. Machine learning in medicine: a practical introduction. *BMC Med Res Methodol*, 2019; 19(64).
18. SANTOS HG, et al. Machine learning para análises preditivas em saúde: exemplo de aplicação para prever óbito em idosos de São Paulo, Brasil. *Cadernos de Saúde Pública*, 2019; 35(7): 00050818.
19. SIMÕES AD, et al. Perfil epidemiológico dos tipos de parto realizados no Brasil: análise temporal, regional e factorial. *Research, Society and Development*, 2022; 11(7): 0211729678.
20. SONG Y e LU Y. Decision tree methods: applications for classification and prediction. *Shanghai Arch Psychiatry*, 2015; 27(2): 130-5.