Journal of Health Informatics

J Health Inform. 2026;18:e1786
DOI: https://doi.org/10.59681/2175-4411.v18.iEspecial.2026.1786

ARTIGO COMPLETO
CBIS 2026

Perfil da violência feminina: contribuição para redução de subnotificações nos centros de saúde

Profile of violence against women: contribution to reducing underreporting in health centers

Beethoven Moreira de Andrade[1] ✉, Luis E. Zárate[1]

ORCID: 0009-0008-3029-6689 · 0000-0001-7063-1658

[1] Pontifícia Universidade Católica de Minas Gerais, Belo Horizonte (MG), Brasil.

FICHA DO ARTIGO

TIPO
Artigo completo · CBIS 2026

IDENTIFICADOR
e1786

DOI
10.59681/2175-4411.v18.iEspecial.2026.1786

RECEBIDO
17/05/2026

APROVADO
20/07/2026

PROCESSO DE AVALIAÇÃO
Double Blind Review

EDITOR RESPONSÁVEL
Juliano de Souza Gaspar

ACESSO
Aberto, CC BY 4.0

AUTOR CORRESPONDENTE
Beethoven Moreira de Andrade
beethoven.m.a@gmail.com

LICENÇA

Este é um artigo publicado em acesso aberto sob a licença Creative Commons CC BY 4.0, que permite uso, distribuição e reprodução em qualquer meio, desde que o trabalho original seja corretamente citado.

CC BY 4.0

RESUMO

A violência contra a mulher é um fenômeno social persistente envolvendo diversos fatores e condições. A subnotificação destas condições impacta diretamente a qualidade de vida das mulheres na sociedade. **Objetivo:** Por meio de modelos de aprendizado de máquina, caracterizar o perfil das mulheres que sofreram violência na região Sudeste do Brasil e contribuir para reduzir as subnotificações junto aos órgãos de saúde pública. **Método:** Considerando a base de dados da pesquisa nacional de saúde e a partir do processo de descoberta de conhecimento utilizando mineração de dados, determinaram-se os perfis por meio de modelo caixa-branca (árvore de decisão). **Resultados:** O modelo apresentou uma precisão de 79,0%, onde as regras que caracterizam o fenômeno foram levantadas e analisadas. **Conclusão:** Aspectos de condições socioeconômicas e conjugais, condições habitacionais e fatores educacionais evidenciam padrões que podem servir na atenção primária para caracterizar o perfil das mulheres que sofrem violência.

Descritores: Violência contra a mulher; Aprendizado de máquina; Subnotificação; Saúde pública.

ABSTRACT

Violence against women is a persistent social phenomenon involving various factors and conditions. Underreporting of these conditions directly impacts the quality of life of women in society. **Objective:** Using machine learning models, to characterize the profile of women who have suffered violence in the southeastern region of Brazil and contribute to reducing underreporting to public health agencies. **Method:** Considering the database of the National Health Survey and using data mining to discover knowledge, profiles were determined using a white-box model (decision tree). **Results:** The model showed a precision of 79.0%, where the rules that characterize the phenomenon were identified and analyzed. **Conclusion:** Aspects of socioeconomic and marital conditions, housing conditions, and educational factors reveal patterns that can be used in primary care to characterize the profile of women who suffer violence.

Keywords: Violence against women; Machine learning; Underreporting; Public health.

CBIS 2026 XXI CONGRESSO BRASILEIRO DE INFORMÁTICA EM SAÚDE

Artigo apresentado no XXI Congresso Brasileiro de Informática em Saúde (CBIS 2026), realizado de 23 a 25 de setembro de 2026, em Brasília (DF), e publicado na seção CBIS 2026 do Journal of Health Informatics.

COMO CITAR ESTE ARTIGO: Andrade BM, Zárate LE. Perfil da violência feminina: contribuição para redução de subnotificações nos centros de saúde. J Health Inform 2026;18:e1786. doi: https://doi.org/10.59681/2175-4411.v18.iEspecial.2026.1786

1 INTRODUÇÃO

A violência contra a mulher, seja verbal, psicológica ou física, constitui um problema social persistente e multifatorial, fortemente associado a desigualdades de gênero e a estruturas socioculturais patriarcais [1]. De acordo com a Organização Mundial da Saúde [2], aproximadamente um terço das mulheres já sofreram algum tipo de violência, sendo sua ocorrência influenciada por fatores culturais e regionais.

Em muitos países, a ausência de protocolos eficientes de registro contribui para a subnotificação dos casos de violência contra a mulher, uma vez que parte desses eventos não são relatados às autoridades de saúde. Estudos indicam que a falta de evidências claras e de estruturas adequadas de registro [3,4] leva profissionais de saúde a não realizarem a notificação compulsória, comprometendo a qualidade dos dados e impactando negativamente na saúde e na qualidade de vida das mulheres.

No Brasil, a violência contra a mulher passou a integrar, em 2011, a lista de agravos de notificação compulsória do Sistema de Informação de Agravos de Notificação [5]. Desde então, observou-se um aumento expressivo no número de registros, tanto de violência interpessoal quanto especificamente de violência contra a mulher. No entanto, mesmo após uma década de obrigatoriedade, a subnotificação ainda representa um desafio evidenciado pela discrepância entre dados oficiais de segurança pública [6] e os registros nos sistemas de saúde [5].

Diante desse cenário, estudos recentes apontam a necessidade de estruturar bases de dados e padronizar protocolos [7,8] que possibilitem análises mais detalhadas dos fatores associados à violência contra a mulher [9]. Nesse contexto, a ciência de dados e técnicas de aprendizado de máquina [10,11] têm sido empregadas para identificar padrões e avaliar o valor preditivo de variáveis sociais e demográficas [4,12] relacionadas à violência doméstica.

Assim, o objetivo deste estudo é descrever o perfil da mulher em situação de violência doméstica a partir de fatores sociais, utilizando dados da Pesquisa Nacional de Saúde (PNS) do IBGE [13]. Para isso, aplica-se um processo rigoroso de descoberta de conhecimento com foco na região Sudeste do Brasil, visando à extração de regras interpretáveis por meio de modelo de aprendizado de máquina (*machine learning*, ML). O propósito é subsidiar profissionais de saúde na identificação precoce e na notificação compulsória de casos de violência ainda na fase de triagem e cuidados virtuais integrados às redes de saúde, contribuindo para a redução da subnotificação e para o aprimoramento das políticas de saúde e assistência social. Fomenta-se também a aplicação do modelo ML desenvolvido em outras bases de dados geradas pelos municípios que prestam atendimento integral às mulheres em situação de violência, com o intuito de análise longitudinal do fenômeno.

2 MÉTODOS

2.1 Materiais

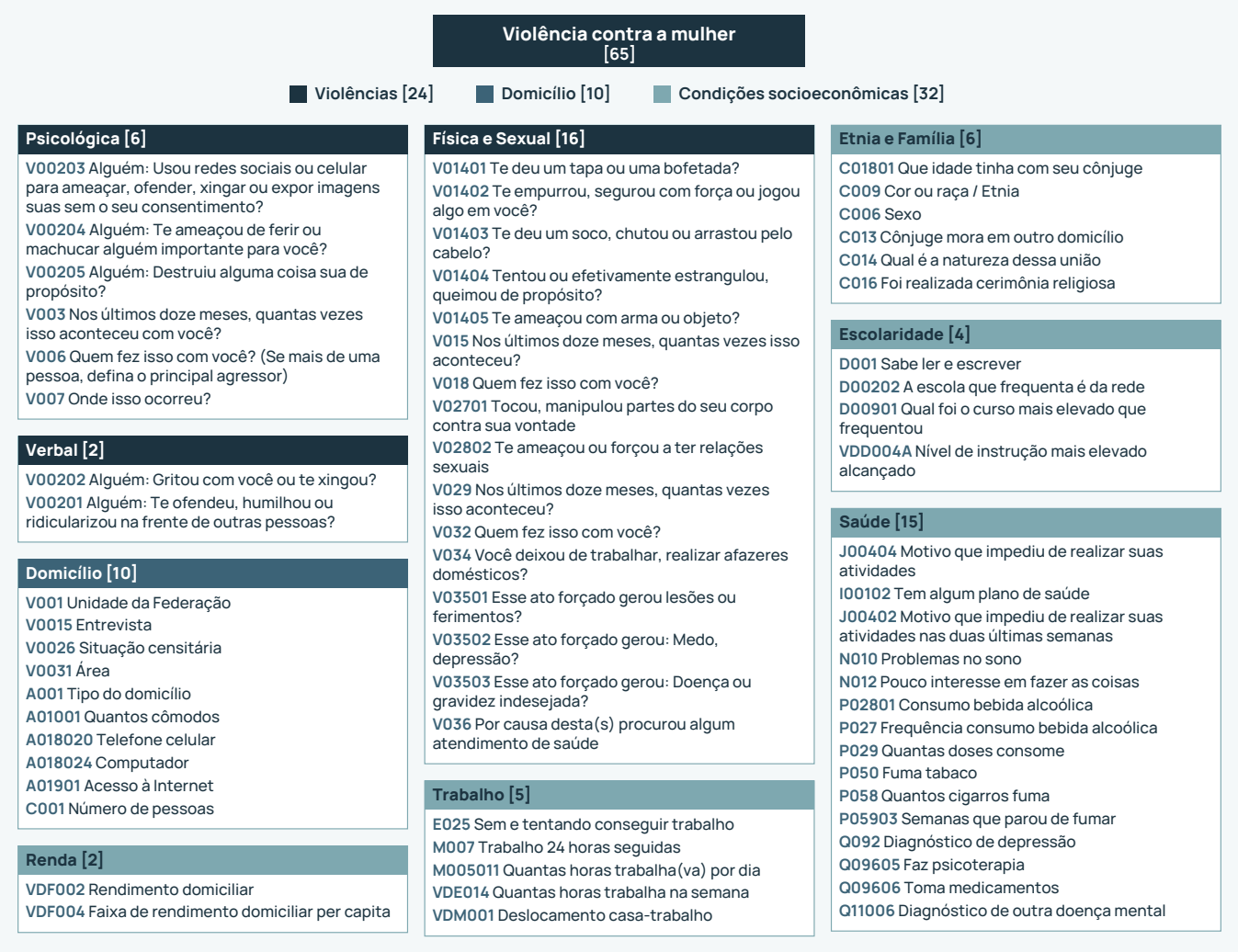
A base de dados utilizada para desenvolver o modelo ML é da PNS 2019, composta por 23 módulos de questionários. Neste estudo, utilizou-se o módulo V, dedicado à violência, que reúne informações sobre violências psicológicas, físicas e sexuais ocorridas nos últimos 12 meses, além de dados sociais, local de ocorrência e busca por atendimento em serviços de saúde. A base de dados original (para todo o Brasil) contém 293.726 registros e 1.088 variáveis, das quais foram identificados 26.825 casos gerais de mulheres que sofreram algum tipo de violência e 118.087 casos gerais declarados que não sofreram violência. Para a região Sudeste do Brasil, o número foi de 974 casos de violência feminina e 27.130 casos de não violência. Os dados são públicos e não houve a necessidade de aprovação do Comitê de Ética em Pesquisa (CEP), conforme a Resolução nº 466, de 12 de dezembro de 2012.

2.2 Métodos

As etapas da metodologia adotada para modelar o problema da violência contra as mulheres e construir um modelo baseado em ML são apresentadas a seguir.

Entendimento do domínio de problema e construção do modelo conceitual: O entendimento do domínio do problema é fundamental para qualquer estudo que objetive a representação por modelos de aprendizado de máquina. Esta etapa foi significativa para compreender o contexto, mapear potenciais fatores importantes para o domínio do problema e considerar aqueles que podem auxiliar na proposta de ações para os centros de saúde. Esse processo demanda conhecimento explícito e tácito. O procedimento [14] foi aplicado com intuito de construir um modelo conceitual que sirva como guia para seleção de variáveis da base de dados PNS. Após a construção do modelo conceitual foram identificadas três dimensões associadas à violência: tipos de violência (verbal, psicológica e física); condições socioeconômicas (família, renda, trabalho, saúde, etc.) e áreas de convívio (domicílio e seus subtipos).

Figura 1. Modelo conceitual para caracterizar a violência feminina. Nota da editoria: os blocos da figura somam 66 variáveis; o texto e o centro da figura indicam 65.



Fonte: Elaborado pelos autores (2026).

Pré-processamento do conjunto de dados: Para compor o conjunto de dados foram consideradas as variáveis do modelo conceitual para vincular com a base de dados PNS, totalizando as 65 variáveis (Figura 1). O primeiro pré-processamento na PNS foi selecionar todos os registros vinculados à variável 'V0015' = '01', que representa as entrevistas realizadas, descartando as não realizadas cujos valores encontram-se entre '02' e '12'. O pré-processamento também consiste na remoção de variáveis irrelevantes que poderiam gerar conhecimento distorcido e aumentar o tempo de processamento computacional. Como exemplo, pode-se citar a redução de variáveis com características similares (renda familiar e renda per capita). Essa ação reduziu expressivamente a estrutura inicial do conjunto de dados, de 65 variáveis para 47.

Tratamento de dados vazios ou ausentes: Na área de aprendizado de máquina, valores ausentes ou vazios devem ser tratados de forma a viabilizar o processo de mineração de dados. Para esse tratamento, foi utilizada a remoção dos registros incompletos (*listwise deletion*). O método mostrou-se satisfatório, pois a quantidade de dados ausentes é pequena para o domínio do problema. Foi desconsiderado aplicar métodos de imputação de valores aos dados ausentes, para não produzir ruídos e distorções ao conjunto de dados.

Discretização de variáveis: Foram aplicadas técnicas de fusão de variáveis com o objetivo de obter informações úteis e consistentes dentro do domínio do problema. Tais ações contribuem para a redução da dimensionalidade e para melhorar a interpretabilidade dos modelos de ML. Por exemplo, as variáveis categóricas dicotômicas referentes ao diagnóstico de depressão (Q092: algum médico lhe deu o diagnóstico de depressão; Q09605: por causa da depressão faz psicoterapia; Q09606: por causa da depressão toma medicamentos) foram sintetizadas em uma única variável categórica ordinal (FEM3: Depressão). Foi aplicado este mesmo processo para os aspectos: consumo de cigarros, bebidas alcoólicas, estado civil e a própria violência (física, psicológica e verbal) transformando-as em uma única variável alvo. Após a preparação e transformação dos dados, aplicando análises de inconsistências, integridade, duplicação e

redundância nos dados, foi alcançado um conjunto de dados, envolvendo 3 dimensões, 6 aspectos e 13 variáveis (Figura 2).

O conjunto de dados encontra-se disponível em https://github.com/licapLaboratory/DataBASE-PNS-Violencia-Feminina.

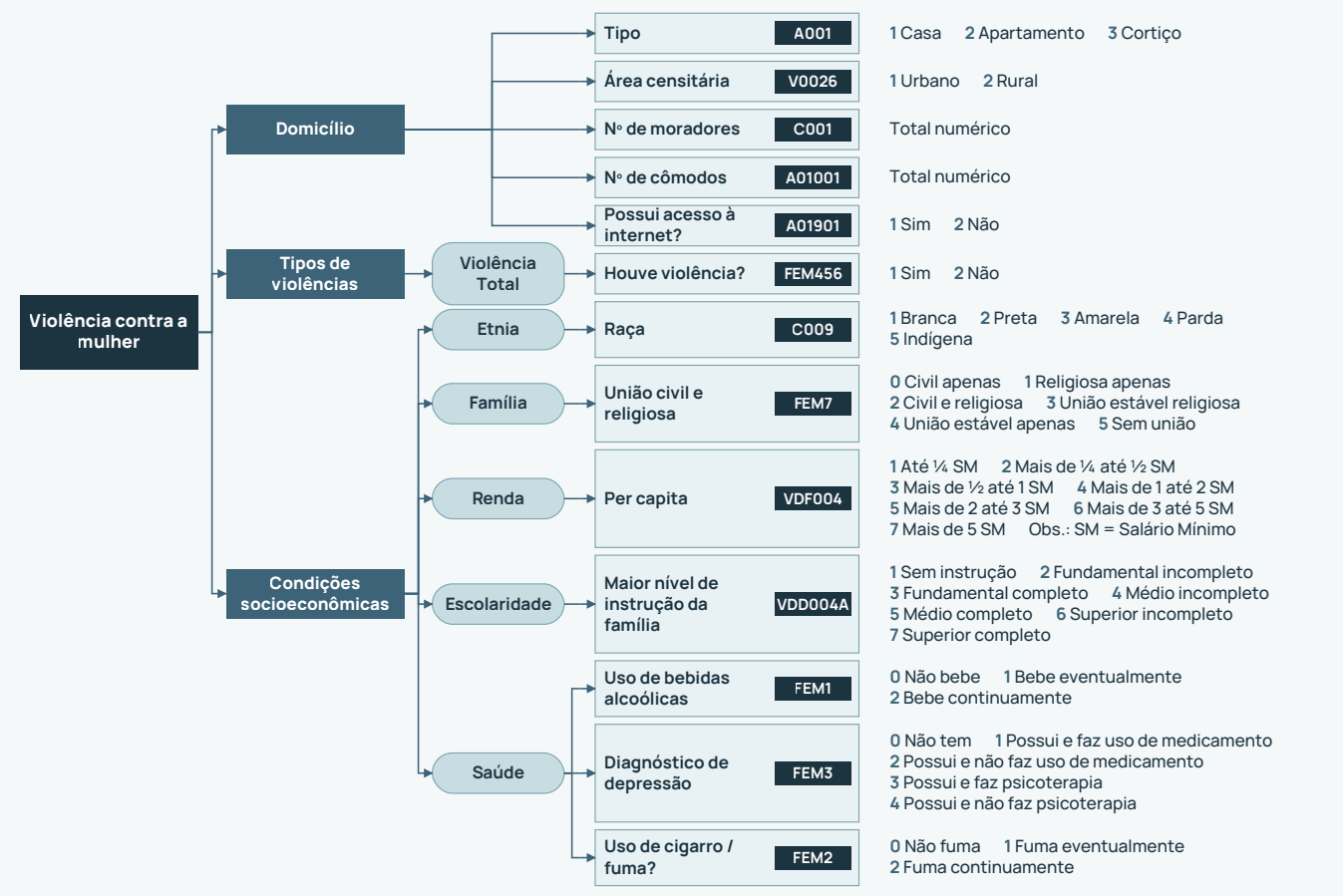
Balanceamento do conjunto de dados: O conjunto de dados para a região Sudeste inicialmente é formado por 974 instâncias de mulheres que sofreram algum tipo de violência e 27.130 instâncias que não sofreram violência.

É importante ressaltar que a classe violência FEM456 engloba as violências verbal, psicológica e física. Por meio de experimentos preliminares foram testadas duas técnicas de balanceamento, *Undersampling* (diminui o número de instâncias da classe majoritária) e *Oversampling* (aumenta o número de instâncias da classe minoritária de forma artificial). Após testes de balanceamento, ambos os métodos se mostraram aderentes ao problema, porém foi escolhido o método *Undersampling* por não criar instâncias sintéticas, que poderiam inserir ruídos e inconsistências no conjunto de dados.

Construção dos modelos de aprendizagem: Para a concepção e testes, foi utilizada a plataforma *dataflow* KNIME [15]. Foi considerado o algoritmo de aprendizado árvore de decisão, por ser um modelo caixa-branca, portanto, interpretável. Para construção dos modelos de aprendizado, o conjunto de dados foi primeiramente particionado pela técnica *holdout* (70% para treinamento e 30% para teste). Para medidas de avaliação, foram consideradas a acurácia (ACC), precisão (PRE), sensibilidade (SEN), especificidade (SPEC) e as medidas F1 (média harmônica) e pHi (qualidade do modelo que retorna um valor entre -1 e +1), em que +1 representa uma predição perfeita, 0 uma predição aleatória média, e -1 uma predição inversa. É importante destacar que devido às características da base de dados da PNS, o modelo apresenta caráter descritivo e não preditivo, em decorrência da ausência de dados históricos (longitudinais).

Pós-processamento das regras geradas pelo modelo: Após a construção dos modelos de aprendizado, obtém-se um conjunto de regras que requerem ajustes por meio de pós-processamento. Esses ajustes consistem na consolidação do conjunto total de regras, no agrupamento de regras semelhantes por meio da fusão de seus parâmetros (antecedentes) e na seleção daquelas que apresentam coerência e relevância em relação ao espaço problema, conforme descrito na análise dos resultados.

Figura 2. Variáveis do modelo final que caracterizam a violência



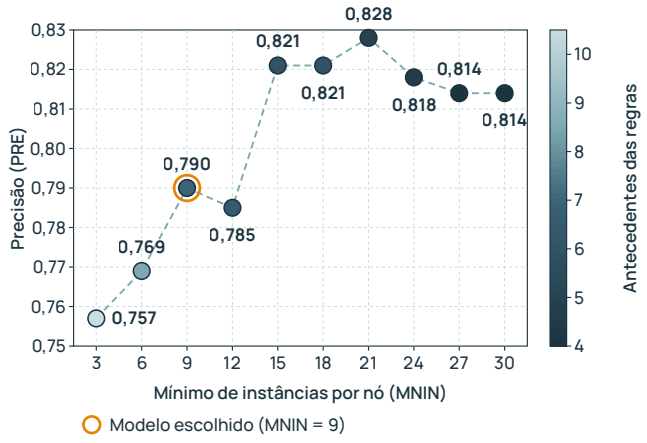
Fonte: Elaborado pelos autores (2026).

3 EXPERIMENTOS E ANÁLISE DOS RESULTADOS

Para a escolha do melhor modelo de aprendizado baseado em árvore de decisão, foram construídos diferentes modelos variando o mínimo número de instâncias por nó (MNIN). Resultados com maior profundidade da árvore (valores de MNIN menores) correspondem a modelos com maior especificidade, e resultados com menor profundidade (valores de MNIN maiores) correspondem a modelos com maior generalização.

Como critério de escolha do melhor modelo, foram observados o MNIN, a precisão (PRE) do modelo e a quantidade média de antecedentes das regras geradas por cada modelo. A Figura 3 mostra os diversos modelos gerados com 3 a 30 valores de MNIN. Optou-se pelo modelo com MNIN = 9 instâncias por nó, PRE=79% e número médio de antecedentes das regras = 7. Tal escolha se deve ao interesse por obter um modelo mais especializado, que permita caracterizar com mais detalhes a violência sofrida pela mulher e que auxilie o profissional de saúde a ser mais assertivo na sua notificação.

Figura 3. Critério do mínimo número de instâncias por nó (MNIN)



Fonte: Elaborado pelos autores (2026).

A partir do *dataflow* implementado em KNIME (para o modelo com MNIN = 9), e pelos processos de treinamento e teste, o coeficiente pHi se mostrou satisfatório com o valor de 0,608 (sendo que pHi=1 representa a predição perfeita). A média harmônica F1, responsável pela avaliação global do classificador, foi de 77,30%. A precisão PRE apresentou um desempenho de 79,00% (MNIN = 9) e sensibilidade SEN de 77,60%. O modelo obteve acurácia ACC de 77,60% e especificidade SPEC de 77,60%.

Para avaliar a representatividade estatística do modelo, este foi submetido a um processo de validação cruzada com 10 dobras (*K-fold* = 10), considerando os registros do treinamento. Este processo oferece uma prévia de como seu modelo pode se sair no mundo real e ajuda a garantir que suas previsões sejam consistentemente confiáveis em novos conjuntos de dados. Com a validação cruzada, intervalos de confiança foram construídos com nível de significância de 5%. Para as métricas, temos o intervalo de confiança para ACC [76,9%–79,1%], PRE [78,2%–82,1%], SEN [76,9%–79,1%], SPEC [76,9%–79,1%] e F1 [76,7%–78,6%]. Ao comparar com as métricas do modelo: ACC=77,6%, PRE=79,0%, SEN=77,6%, SPEC=77,6% e F1=77,3%, os dados se mostraram satisfatórios, indicando uma boa representatividade para a região Sudeste do Brasil.

Ao analisar as 71 regras geradas pelo modelo para a região Sudeste do Brasil, foram levantadas 9 regras pós-processamento (Tabela 1) sobre os seguintes critérios: número maior de antecedentes (maior especialização) e maior número de instâncias (cobertura nos testes). Tais regras, associadas à atenção primária das mulheres com sinais de violência, podem contribuir para a notificação assertiva do agente de saúde.

4 DISCUSSÃO

A regra 1 (ver Tabela 1) sugere que mesmo na presença de condições habitacionais favoráveis e da ausência do consumo de tabaco, a combinação de renda limitada e sofrimento psíquico pode estar relacionada a situações de violência. Enquanto a regra 2 evidencia a influência de fatores educacionais (ensino incompleto) e habitacionais na caracterização da vulnerabilidade à violência. A regra 3 está associada a perfis de vulnerabilidade social e educacional (analfabeto ou fundamental, sem ensino superior) indicando casos de violência. A regra 4 (cobertura de 29 casos e 62,07% de acertos) caracteriza um padrão descritivo de violência relacionado a condições socioeconômicas (renda per capita entre ½ e 5 salários mínimos), embora exista união civil e religiosa definida.

A regra 6 (cobertura de 38 e acerto de 28 casos) sugere violência, indicando um padrão de escolaridade fundamental completa ou ensinos médios ou superiores incompletos, com condições habitacionais aceitáveis com acesso à internet. A regra 8 ressalta que, apesar de condições habitacionais aceitáveis, a renda per capita baixa (até ½ salário mínimo) pode definir padrão de violência.

A ausência de violência pode ser representada pelas regras 5, 7 e 9 em três perfis principais: A regra 5 apresenta causalidade nas condições educacionais e de acesso à informação. A regra 7 verifica que mulheres com renda elevada, residentes em domicílios com seis ou mais cômodos, que não fumam e não apresentam depressão, também estão associadas à ausência de violência, ainda que com menor grau de representatividade amostral característica. A regra 9 trata de arranjos domiciliares e características individuais específicas indicando a complexidade do fenômeno e a influência de múltiplos fatores contextuais. Esses resultados

reforçam que a ausência de violência está relacionada a combinações específicas de fatores sociais, econômicos, habitacionais e individuais.

Tabela 1. Regras geradas pelo modelo para apoio aos profissionais de saúde

nº	Regras	Cobertura	Acertos	Condição
1	Ganham 5 salários mínimos ou menos & residem em domicílio 5 cômodos ou mais & possuem depressão e fazem psicoterapia & não fumam tabaco	42 - 42	100,00%	Violência
2	Declaram-se com etnia branca ou parda & possuem ensino fundamental incompleto & residem em domicílio com 4 ou 5 cômodos ou mais & sem união definida & não usam bebidas alcoólicas & não possuem depressão & não fumam tabaco	37 – 32	86,49%	Violência
3	Não possuem instrução definida ou entre ensino fundamental completo e ensino superior incompleto & residem em domicílio com 4 ou 5 cômodos & sem união definida & não usam bebidas alcoólicas & não possuem depressão & não fumam tabaco	78 - 61	78,21%	Violência
4	Ganham entre ½ e 5 salários mínimos & união civil e religiosa definida & não usam bebidas alcoólicas & residem em domicílio 5 cômodos ou menos & não possuem depressão & não fumam tabaco	29 – 18	62,07%	Violência
5	Declaram-se com etnia parda & possuem ensino médio completo & possuem acesso à internet & residem em domicílio 6 cômodos ou mais & não possuem depressão & não fumam tabaco	29 - 18	62,07%	Sem violência
6	Possuem ensino fundamental completo ou médio incompleto ou superior incompleto & possuem acesso à internet & residem em domicílio 6 cômodos ou mais & não possuem depressão & não fumam tabaco	38 - 28	73,68%	Violência
7	Ganham mais que 5 salários mínimos & não possuem acesso à internet & residem em domicílio 6 cômodos ou mais & não possuem depressão & não fumam tabaco	213 – 78	36,62%	Sem violência
8	Ganham até ½ salário mínimo & não possuem acesso à internet & residem em domicílio 6 cômodos ou mais & não possuem depressão & não fumam tabaco	39 - 26	66,67%	Violência
9	Declaram-se com etnia branca ou parda ou preta & residem em domicílio 6 cômodos ou menos & possuem ensino fundamental incompleto & moram com mais de 3 até 6 pessoas & possuem depressão e não fazem psicoterapia & fumam tabaco eventualmente	84 - 76	90,48%	Sem violência

Fonte: Elaborado pelos autores (2026).

5 CONCLUSÃO

A violência contra a mulher pode acarretar várias consequências como prejuízos de saúde mental e física. Como o tema é de relevância na sociedade, a disponibilidade de dados para obtenção de mais informações fornece um universo grande de possibilidades de desenvolvimento de novas contribuições da área da saúde e ciência de dados. Daí, reforça-se a importância de continuar estudos com a inserção de novas informações, específicas ao fenômeno da violência na mulher, visto que o presente estudo foi desenvolvido e restrito a partir da base de dados PNS 2019, que não tem como objetivo apenas explorar a violência feminina. Contudo, os resultados apontam evidências, algumas já abordadas pela literatura que permitem ter uma visão multifatorial do fenômeno para a região Sudeste do Brasil. O modelo desenvolvido através dos métodos computacionais pode trazer contribuições sociais para reduzir subnotificações e ajudar no protocolo de atendimento a mulheres em situações de violência através dos registros eletrônicos de saúde já existentes. Baseado nas regras e variáveis encontradas, estas podem ser aplicadas junto ao atendimento primário das mulheres para apoio à decisão clínica e em saúde pública, ou até mesmo na telessaúde e cuidado virtual integrados à rede de atenção. Para estudos futuros existe o desafio de aplicar esta metodologia ampliando a atuação em regiões, municípios e em outros países.

Contribuição dos autores. Os autores contribuíram igualmente em todas as etapas de construção do artigo: concepção e delineamento do estudo; coleta, análise e interpretação dos dados; redação e revisão crítica do manuscrito; e aprovação da versão final.

Agradecimentos. Os autores agradecem ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico do Brasil (CNPq); à Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - Brasil (CAPES) (Bolsa PROAP 88887.842889/2023-00-PUC/MG, Bolsa PDPG 88887.708960/2022-00-PUC/MG-INFORMÁTICA e Código de Financiamento 001); à Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de Minas Gerais (FAPEMIG), sob os números de bolsas APQ-01929-22 e APQ-05058-23; e à Pontifícia Universidade Católica de Minas Gerais, Brasil.

Financiamento. Os autores não declararam fonte de financiamento.

Disponibilidade de dados e materiais. O conjunto de dados encontra-se disponível em https://github.com/licapLaboratory/DataBASE-PNS-Violencia-Feminina.

Conflitos de interesse. Os autores não declararam conflitos de interesse.

Declaração de uso de IA. Os autores não declararam uso de ferramentas de Inteligência Artificial.

REFERÊNCIAS

1. Souza EG, Tavares R, Lopes JG, Magalhães MAN, Melo EM. Atitudes e opiniões de profissionais envolvidos na atenção à mulher em situação de violência em 10 municípios brasileiros. Saúde debate. 2018;42(spe4):13-29. doi: https://doi.org/10.1590/0103-11042018s401
2. World Health Organization. Violence against women [Internet]. Geneva: World Health Organization; 2025 [citado 2026 out 18]. Disponível em: https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/violence-against-women
3. Moreira GA, Vieira LJ, Deslandes SF, Pordeus MA, Gama Ida S, Brilhante AV. [Factors associated with the report and adolescent abuse in primary healthcare]. Cien Saude Colet. 2014;19(10):4267-76. doi: https://doi.org/10.1590/1413-812320141910.17052013
4. Andrade MV, Labre MBQ, Migliavacca LS, Rodovalho IV, Silva SG, Nascimento MG, et al. Situação epidemiológica das mulheres vítimas de violência doméstica em Anápolis - Goiás: uma análise retrospectiva. SaudColetiv (Barueri). 2024;14(90):13579-87. doi: https://doi.org/10.36489/saudecoletiva.2024v14i90p13579-13587
5. Brasil. Ministério da Saúde. Departamento de Informática do SUS. Sistema de Informação de Agravos de Notificação (SINAN): doenças e agravos de notificação de 2007 em diante [Internet]. Brasília: Ministério da Saúde [citado 2025 dez 8]. Disponível em: https://datasus.saude.gov.br/acesso-a-informacao/doencas-e-agravos-de-notificacao-de-2007-em-diante-sinan/
6. Fórum Brasileiro de Segurança Pública. Anuário Brasileiro de Segurança Pública 2022 [Internet]. 16ª ed. São Paulo: FBSP; 2022 [citado 2026 out 18]. Disponível em: https://forumseguranca.org.br/anuario/
7. Prefeitura de Belo Horizonte, Fiocruz Minas. Protocolo de atendimento às mulheres em situação de violência de Belo Horizonte [Internet]. Belo Horizonte: Prefeitura de Belo Horizonte; 2024 [citado 2026 out 18]. Disponível em: https://prefeitura.pbh.gov.br/noticias/pbh-e-fiocruz-lancam-protocolo-para-atender-mulheres-em-situacao-de-violencia
8. Howarth E, et al. Prevalence and physical health impact of domestic violence. In: Howard LM, Feder G, Agnew-Davies R, editors. Domestic violence and mental health. London: RCPsych Publications; 2013. p. 1-17.
9. Gomes NP, Diniz NMF, Araújo AJS, Coelho TMF. Compreendendo a violência doméstica a partir das categorias gênero e geração. Acta paul. enferm. 2007;20(4):504-8. doi: https://doi.org/10.1590/s0103-21002007000400020
10. Plichta SB. Intimate partner violence and physical health consequences: policy and practice implications. J Interpers Violence. 2004;19(11):1296-323. doi: https://doi.org/10.1177/0886260504269685
11. Turner E, Brown G, Medina-Ariza J. Predicting Domestic Abuse (Fairly) and Police Risk Assessment. Psychosoc Interv. 2022;31(3):145-57. doi: https://doi.org/10.5093/pi2022a11
12. Stange Francisco E, Pedroso de Oliveira JP, Weizemann LP, Perotoni Karas G, Cheffer MH. Assistência de enfermagem a mulheres vítimas de violência doméstica na atenção primária: reconhecimento, acolhimento e manejo. Sci. Electronic Arch. 2024;17(3). doi: https://doi.org/10.36560/17320241883
13. Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. Pesquisa nacional de saúde 2019 [Internet]. Rio de Janeiro: IBGE; 2020 [citado 2026 out 18]. Disponível em: https://biblioteca.ibge.gov.br/visualizacao/livros/liv101748.pdf
14. Gonçalves LFC, Franca DR, Zarate LE. Relevância do Entendimento do Domínio de Problema na Construção de Modelos Computacionais de Aprendizado. In: Anais do XVIII Brazilian e-Science Workshop (BRESCI 2024). [s.l.]: Sociedade Brasileira de Computação - SBC; 2024. p. 135-42. doi: https://doi.org/10.5753/bresci.2024.240233
15. Berthold MR, Borgelt C, Höppner F, Klawonn F. Guide to Intelligent Data Analysis. London: Springer London; 2010. doi: https://doi.org/10.1007/978-1-84882-260-3

NOTAS EDITORIAIS

O Journal of Health Informatics é uma publicação científica mantida pela Sociedade Brasileira de Informática em Saúde, associação científica sem fins lucrativos dedicada ao desenvolvimento da Informática em Saúde e da Saúde Digital no Brasil. O processo editorial é conduzido com independência científica, sem interferência institucional, comercial ou de patrocinadores, e segue as boas práticas internacionais de ética em publicação científica.

Este artigo foi avaliado por pares, em sistema duplo-cego, por especialistas da área. A equipe editorial usou ferramentas de inteligência artificial, com supervisão humana, na triagem inicial, na conferência do texto, das referências e dos números e, quando necessário, no redesenho de figuras, quadros e tabelas, aprovado pelos autores na prova. As ferramentas e as salvaguardas estão na Política de uso de inteligência artificial da revista. As decisões editoriais foram tomadas por pessoas.

SBIS Sociedade Brasileira de Informática em Saúde