

Mortalidade por causas garbage nos municípios brasileiros: diferenças nas estimativas de taxas pelos métodos direto e Bayesiano de 2015 a 2017

Mortality due to garbage codes in Brazilian municipalities: differences in rate estimates by the direct and Bayesian methods from 2015 to 2017

Renato Azeredo Teixeira^I , Lenice Harumi Ishitani^{II} , Elisabeth França^I ,
Pedro Cisalpino Pinheiro^{III} , Marina Martins Lobato^{IV} , Deborah Carvalho Malta^I 

RESUMO: *Objetivo:* Gerar estimativas das taxas de mortalidade por causas garbage (CG) para os municípios do Brasil, fazendo a comparação entre o método direto e o Bayesiano, tendo como base os óbitos registrados no Sistema de Informações sobre Mortalidade (SIM) entre 2015 e 2017. *Métodos:* Os dados do SIM foram utilizados. A análise foi realizada com grupos de CG níveis 1 e 2, 3 e 4 e total de CG. As taxas de mortalidade foram estimadas de forma direta e bayesiana, aplicando o estimador Bayesianos Empírico Local. *Resultados:* Observaram-se 38% de CG e diferenças regionais nas taxas de mortalidade, maiores no Nordeste e Sudeste e menores no Sul e Centro-Oeste. O Sudeste apresentou taxas semelhantes para os dois grupos de CG analisados. As menores diferenças entre as estimativas diretas e bayesianas foram verificadas nas grandes cidades, acima de 500 mil habitantes. O norte de Minas Gerais e os estados do Rio de Janeiro, de São Paulo e da Bahia apresentaram municípios com altas taxas nos níveis 1 e 2. *Conclusão:* Existem diferenças na qualidade da definição das causas básicas de morte, mesmo com o uso de metodologia bayesiana, que auxilia na suavização das taxas. A qualidade da definição das causas de morte é importante, uma vez que se mostra associada ao acesso e à qualidade dos serviços de saúde e oferecem subsídios para o planejamento em saúde.

Palavras-chave: Confiabilidade dos dados. Registros de mortalidade. Causas de morte. Análise de pequenas áreas.

^IPrograma de Pós-Graduação em Saúde Pública, Faculdade de Medicina, Universidade Federal de Minas Gerais – Belo Horizonte (MG), Brasil.

^{II}Grupo de Pesquisas em Epidemiologia e Avaliação em Saúde, Universidade Federal de Minas Gerais – Belo Horizonte (MG), Brasil.

^{III}Faculdade de Medicina, Universidade Federal de Minas Gerais – Belo Horizonte (MG), Brasil.

^{IV}Universidade Federal de Minas Gerais – Belo Horizonte (MG), Brasil.

Autor correspondente: Renato Azeredo Teixeira, Faculdade de Medicina, Universidade Federal de Minas Gerais, Avenida Alfredo Balena, 190, sala 731, Santa Efigênia, CEP: 30130-100, Belo Horizonte, MG, Brasil. E-mail: renato115@yahoo.com

Conflito de interesses: nada a declarar – **Fonte de financiamento:** Projeto de Pequenas Áreas, Secretaria de Vigilância em Saúde, Ministério da Saúde (TED 148-2018)

ABSTRACT: *Objective:* To generate estimates of mortality rates due to garbage codes (GC) for Brazilian municipalities by comparing the direct and the Bayesian methods, based on deaths registered in the Mortality Information System (SIM) between 2015 and 2017. *Methods:* Data from the SIM were used. The analysis was performed in groups of GC levels 1 and 2, levels 3 and 4, and total GC. Mortality rates were estimated directly and also according to the Bayesian method by applying the Empirical Bayesian Estimator. *Results:* About 38% of GC were estimated and regional differences in mortality rates were observed, higher in the Northeast and Southeast and lower in the South and Midwest regions. The Southeast presented similar rates for the two analyzed groups of GC. The smallest differences between direct and Bayesian method estimates were observed in large cities with a population over 500 thousand inhabitants. Municipalities in the north of the state of Minas Gerais and those in the states of Rio de Janeiro, São Paulo, and Bahia presented high rates at levels 1 and 2. *Conclusion:* There are differences in the quality of the definition of the underlying causes of death, even with the use of Bayesian methodology, which assists in smoothing the rates. The quality of the definition of causes of death is important, as they are associated with the access to and quality of healthcare services and support health planning.

Keywords: Data accuracy. Mortality registries. Cause of death. Small-area analysis.

INTRODUÇÃO

Em planejamento de saúde, é fundamental a disponibilidade de dados de boa qualidade. Dados de mortalidade são um dos mais conhecidos e utilizados, pois possibilitam o conhecimento da situação de saúde por idade, sexo, local de residência e causas de morte¹. Com base nesses dados, é possível identificar populações de risco, causas de morte mais frequentes, mortes prematuras ou evitáveis, tendências temporais e, assim, definir prioridades e intervenções. No entanto, para que as informações geradas possam subsidiar adequadamente o planejamento e direcionamento das ações de saúde, com consequente impacto no perfil de saúde da população, é imprescindível que as bases de dados tenham boa cobertura e boa qualidade¹.

Nesse sentido, o Ministério da Saúde executou ações para melhoria da informação das estatísticas vitais nacionais. São práticas para:

- melhorar a captação de óbitos pelo Sistema de Informações sobre Mortalidade (SIM), como investimentos em capacitação de equipes, ampliação de codificadores de causas de morte, busca e legalização de cemitérios clandestinos, sensibilização de gestores quanto ao sub-registro de óbitos, ampliação das equipes de saúde da família e contratação de médicos para o interior do país por meio do Programa Mais Médicos para o Brasil, entre outros^{2,3};
- reduzir os óbitos decorrentes de causas mal definidas (capítulo 18 da 10^a edição da Classificação Internacional de Doenças e Problemas Relacionados à Saúde — CID-10) e de outras causas *garbage* (CG)⁴ e grupo por causa básica de óbito (CBO) consideradas incorretas ou inespecíficas, como, por exemplo, CBM declaradas como septicemia e parada cardíaca.

Sendo assim, o grupo de causas chamadas CG é considerado um indicador de qualidade da informação em saúde. Quanto menor a ocorrência, melhor a qualidade desses dados^{4,6}.

A magnitude das CG tem sido analisada por regiões, estados, capitais e grupamentos de municípios^{4,7}. Conhecer sua distribuição em âmbito municipal é importante para o planejamento de ações locais e para a redução da ocorrência de mortes por essas causas. Estudos do Estudo Carga Global de Doenças (Global Burden of Disease) têm apontado que localidades e países mais pobres têm piores indicadores de saúde e qualidade inferior das bases de dados, bem como maior proporção de CG⁸. Também no Brasil, o estudo do Busca Ativa já identificou pior qualidade do SIM nas regiões Norte e Nordeste do país em municípios de pequeno porte⁹.

Parte-se do pressuposto de que em municípios menores e em regiões mais pobres a proporção de CG é mais elevada. Considerando que, dos 5.570 municípios do país, em 2010 88% possuíam população menor que 50 mil habitantes¹⁰, torna-se um grande desafio o cálculo de taxas de mortalidade de forma direta nessas localidades, pela instabilidade e grande variabilidade nas estimativas. Dessa maneira, alguns autores têm apresentado como alternativa o uso de métodos bayesianos, como o de estimadores bayesianos empíricos locais, para estimar taxas de mortalidade nos municípios^{11,12}.

Logo, o presente estudo teve como objetivo gerar estimativas das taxas de mortalidade por CG para os municípios do Brasil fazendo a comparação entre o método direto e o Bayesiano, tendo como base os óbitos registrados no SIM entre 2015 e 2017.

MÉTODOS

O estudo, descritivo, usou dados públicos do SIM de 2015 a 2017. A análise considerou o município de residência e, visando minimizar as oscilações no número de óbitos no nível municipal, onde pequenos números geram altas variabilidades nas taxas, optou-se por trabalhar com o triênio.

A seleção das CG foi baseada na lista GBD 2017¹³, que classificou as causas definidas em três grandes grupos: transmissíveis, maternas, neonatais e nutricionais; doenças crônicas não transmissíveis (DCNT); e causas externas. Além desses grupos, o estudo GBD define quatro níveis de CG, sendo o nível 1 o pior cenário em relação à qualidade da definição de causas nessa ordenação. São eles¹⁴:

- Nível 1: As CG podem ser redistribuídas para qualquer um dos grandes grupos de causas definidas da lista GBD, citados anteriormente. Por exemplo, uma CG pode ser codificada como septicemia por qualquer grupo, o que pode resultar de um óbito oriundo de acidente de transporte, de uma doença infecciosa, como a pneumonia, ou de uma doença crônica, como o câncer;
- Nível 2: As CG são redistribuídas em um grande grupo, ou, no máximo, em um segundo grupo (por exemplo, as CBO definidas como hemorragia do trato gastrointestinal não especificadas devem ser redistribuídas apenas no grupo de doenças não transmissíveis);

- Nível 3: Referem-se a causas que provavelmente estarão no mesmo capítulo da CID-10. Por exemplo: câncer não especificado, embora seja necessária maior especificidade de tipo ou do órgão de acometimento, essa CG será atribuída à doença e redistribuída no mesmo grupo de causas específicas de câncer;
- Nível 4: A CBO provavelmente é referente a uma única doença, como, por exemplo, acidente vascular cerebral não especificado, que poderá ser isquêmico ou hemorrágico; diabetes, que poderá ser redistribuído como do tipo I ou do tipo II.

Assim, considera-se que as CG níveis 1 e 2 são as mais problemáticas e poderão acarretar maior impacto na qualidade das estatísticas de causas de óbito, uma vez que contêm pouca informação sobre a real CBO, por serem altamente inespecíficas^{13,14}. Para o presente estudo, as análises foram feitas para o total de CG e grupos dos níveis 1 e 2 e 3 e 4.

Visando a uma comparação mais adequada, consideraram-se as limitações da qualidade local das CBO ao usar o SIM no âmbito municipal como tratamento para melhoria da qualidade dos dados para nivelamento das limitações. O tratamento dos ignorados foi o passo 1. Uma redistribuição proporcional foi aplicada para o caso de dados faltantes de idade, sexo ou município de residência, e a última variável continha a Unidade Federativa (UF)².

Foi aplicada correção para os óbitos não registrados, ou seja, correção do sub-registro, levando-se em conta a heterogeneidade da cobertura do SIM no país¹⁵. Utilizou-se correção do GBD 2017 segundo sexo, idade e UF. O coeficiente de correção foi gerado pela razão entre as mortes estimadas pelo GBD e observadas no SIM dos estados, porém aplicado nos municípios com taxa geral de mortalidade inferior a cinco óbitos por 100 mil habitantes, evitando superestimativas em municípios cuja captação de óbitos foi classificada como de boa qualidade¹⁶. Municípios cujo valor foi inferior a 1 não sofreram correção.

As estimativas das taxas de mortalidade foram elaboradas com os estimadores bayesianos empíricos locais (EBS)^{12,17-19}. Essa metodologia considera a estrutura de vizinhança, permitindo minimizar os efeitos provocados pelos pequenos números no denominador analisado em pequenas populações. Nesses municípios, um óbito pode impactar de forma considerável as taxas de mortalidade estimadas locais. Além disso, os EBS permitem estimar taxas em lugares sem ocorrência de óbitos, o que possibilita calcular riscos em que o evento observado seja zero, por meio da informação dos vizinhos. Neste estudo foi considerada a estrutura dos oito vizinhos mais próximos dos municípios avaliados.

Assim como no método direto, para o cálculo das taxas de mortalidade, os estimadores bayesianos têm como parâmetros o número de óbitos e a população, porém sabe-se que as idades avançadas apresentam altas taxas de mortalidade por CG. Para que o efeito da estrutura etária populacional municipal fosse minimizado, foram calculadas as taxas padronizadas por idade, com população padrão do Censo 2010²⁰, e utilizados os valores absolutos de mortes esperadas. Os habitantes dos municípios, segundo sexo e idade, foram estimados conforme método demográfico de relação de coortes para projeções populacionais, com estimador de contração bayesiano empírico, para minimizar a instabilidade nas estimativas de fatores diferenciais do crescimento do método em áreas menores²¹. Assim, as taxas

estimadas pelo método direto (taxa bruta) e pelo método Bayesiano (taxa bayesiana) usou o número esperado de óbitos considerando-se as taxas padronizadas municipais e respectiva população, durante o triênio de 2015 a 2017.

Análises descritivas municipais para CG, total e grupos foram geradas segundo regiões do Brasil. Utilizaram-se histogramas para mostrar as diferenças absolutas entre as taxas estimadas pelo método Bayesiano, com o uso dos EBS, e direto, divisão do número de mortes esperado e população, nos municípios e segundo porte populacional. Por fim, foram elaborados mapas contendo as distribuições espaciais das cidades brasileiras com as taxas bayesianas de mortalidade estimadas.

O estudo atual foi aprovado pelo Comitê de Ética em Pesquisa com Seres Humanos da Universidade Federal de Minas Gerais, parte do projeto Desigualdades em Pequenas Áreas Geográficas dos Indicadores de Doenças Crônicas Não Transmissíveis, Violências e seus Fatores de Risco.

RESULTADOS

Foram estimados 1.508.021 óbitos por CG no Brasil no triênio de 2015 a 2017, representando 38,6% das 3.909.339 mortes registradas no SIM. Entre os CG, 45,1% foram de níveis 1 e 2. As descritivas das taxas bayesianas de mortalidade exibidas na Tabela 1 mostram diferenças regionais significativas. As regiões Nordeste e Sudeste apresentaram as maiores taxas bayesianas por CG total: 262,2 (260,1; 264,3) e 253,8 (251,8; 255,9) óbitos por 100 mil habitantes, respectivamente. Por outro lado, as menores taxas de CG total foram observadas nas regiões Sul e Centro-Oeste, com 192,3 (189,9; 194,6) e 197,8 (194,2; 201,4), respectivamente.

Entre os subgrupos de CG, destacam-se as CG níveis 1 e 2 no Sudeste, com 125,7 (123,8; 127,5), por ter apresentado valor de taxa semelhante ao de níveis 3 e 4, com 128,6 (127,7; 129,5). Viu-se também que as médias das taxas estimadas pelo método Bayesiano alcançaram valores maiores do que pelo método direto, porém com menor variabilidade, uma vez que o desvio padrão e a amplitude foram menores (descritivas não mostradas na Tabela 1). Os estados com menores taxas de mortalidade por CG por região foram: Amapá (177,1), Rio Grande do Norte (224,3), Espírito Santo (169,3), Rio Grande do Sul (176,8) e Distrito Federal (140,5), seguidos por Norte, Nordeste, Sudeste, Centro-Oeste e Sul, que não estão na tabela.

A Figura 1 traz as médias e os intervalos de confiança de 95% das diferenças das taxas bayesianas e diretas no Brasil e regiões. O Centro-Oeste, o Norte e o Sul apresentaram as maiores médias. Os CG 3 e 4 mostraram as maiores diferenças médias.

A Figura 2 aponta os histogramas das taxas diretas e bayesianas de mortalidade por CG e grupos. É visível a diminuição na variabilidade das taxas de mortalidade após a correção, uma vez que a frequência fica mais concentrada no centro do histograma para esse indicador.

A Figura 3 indica os histogramas das diferenças absolutas entre as taxas bayesianas e as taxas brutas para os CG total e grupos segundo regiões do Brasil, além de diferenciar por cores o porte dos municípios. As grandes cidades apresentam diferenças próximas de zero, especialmente aquelas com população acima de 500 mil habitantes. Por outro lado, os municípios menores apresentam distribuições por todo o eixo x, ou seja, distribuição mais heterogênea. Há grande volume de municípios com população inferior a 10 mil habitantes no Sul do país, que se destacam com valores mais distantes do zero, sobretudo para essa região. No Nordeste e no Sudeste, observam-se altas frequências superiores a zero em cidades de 10 a 50 mil habitantes para as diferenças das taxas do CG total.

Tabela 1. Estatísticas descritivas, média e respectivo intervalo de 95% de confiança, desvio padrão, mediana, mínimo e máximo, das taxas bayesianas de mortalidade por causas *garbage*, total e grupos. Municípios do Brasil e regiões, 2015 a 2017.

Local e método	Méd.	L.I.95%	L.S.95%	DP	Méd.	Mín.	Máx.
Norte							
CG total	214,2	209,0	219,3	55,8	208,0	35,4	478,8
CG níveis 1 e 2	104,4	100,6	108,3	42,0	100,8	16,3	283,1
CG níveis 3 e 4	111,1	108,4	113,7	28,7	110,1	28,7	245,2
Nordeste							
CG total	262,2	260,1	264,3	46,2	256,3	117,0	456,1
CG níveis 1 e 2	126,0	123,9	128,0	44,5	113,6	42,0	372,4
CG níveis 3 e 4	136,8	135,5	138,2	28,6	136,0	55,7	272,3
Centro-Oeste							
CG total	197,8	194,2	201,4	39,4	196,9	105,3	363,9
CG níveis 1 e 2	87,6	84,6	90,6	33,5	81,2	26,5	366,4
CG níveis 3 e 4	111,7	109,8	113,6	21,2	112,5	37,0	184,9
Sudeste							
CG total	253,8	251,8	255,9	43,3	253,3	111,8	455,5
CG níveis 1 e 2	125,7	123,8	127,5	38,4	124,6	30,2	322,4
CG níveis 3 e 4	128,6	127,7	129,5	19,1	128,2	58,1	208,2
Sul							
CG total	192,3	189,9	194,6	41,1	190,1	78,8	336,9
CG níveis 1 e 2	80,9	79,4	82,4	26,0	78,4	19,6	198,2
CG níveis 3 e 4	111,9	110,7	113,0	20,4	112,4	53,3	181,5

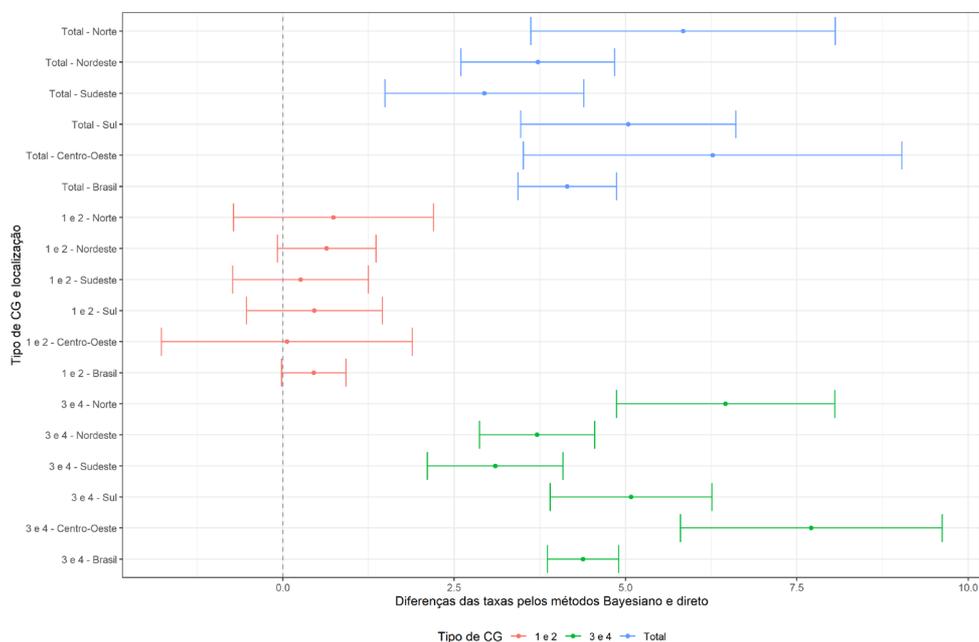
L.I.95%: limite inferior a 95% de confiança; L.S.95%: limite superior a 95% de confiança; DP: desvio padrão; Méd.: média; Mín.: mínima; Máx.: máxima.

A análise municipal das distribuições geográficas das taxas de mortalidade por CG total e subgrupos examinados está representada na Figura 1. Na legenda é possível observar que, quanto mais escura é a cor, maior será a taxa de mortalidade no município. Ao analisar os CG totais (Figura 1C), destaca-se a maior concentração de cores escuras no Sudeste, principalmente no norte de Minas Gerais e nos estados do Rio de Janeiro e de São Paulo, e no Nordeste, principalmente na Bahia. Por outro lado, o Espírito Santo e as regiões Sul e Centro-Oeste destacam-se pela presença de cores mais claras, ou seja, taxas inferiores. Ao observar o mapa das taxas de CG níveis 1 e 2, vemos uma distribuição geográfica semelhante à dos CG totais (Figura 1A).

Por fim, ao analisar a distribuição das taxas de mortalidade dos CG níveis 3 e 4 (Figura 1B), constata-se a distribuição aleatória por todo o país, não sendo identificados padrões visuais, nem mesmo no Espírito Santo, que sobressaiu por ter apresentado padrão de menores taxas para os CG total e CG níveis 1–2.

DISCUSSÃO

Os resultados do presente estudo destacam a elevada proporção de CG no país, com mais de um terço dos óbitos classificados dessa forma, sendo distribuídos com 12,9, 4,5, 4,1 e 17,1% entre os respectivos níveis de 1 a 4 no triênio de 2015 a 2017. As regiões Nordeste e Sudeste apresentaram as maiores taxas bayesianas de morte por CG total, e as menores taxas de CG total foram observadas nas regiões Sul e Centro-Oeste. Municípios de menor porte concentram

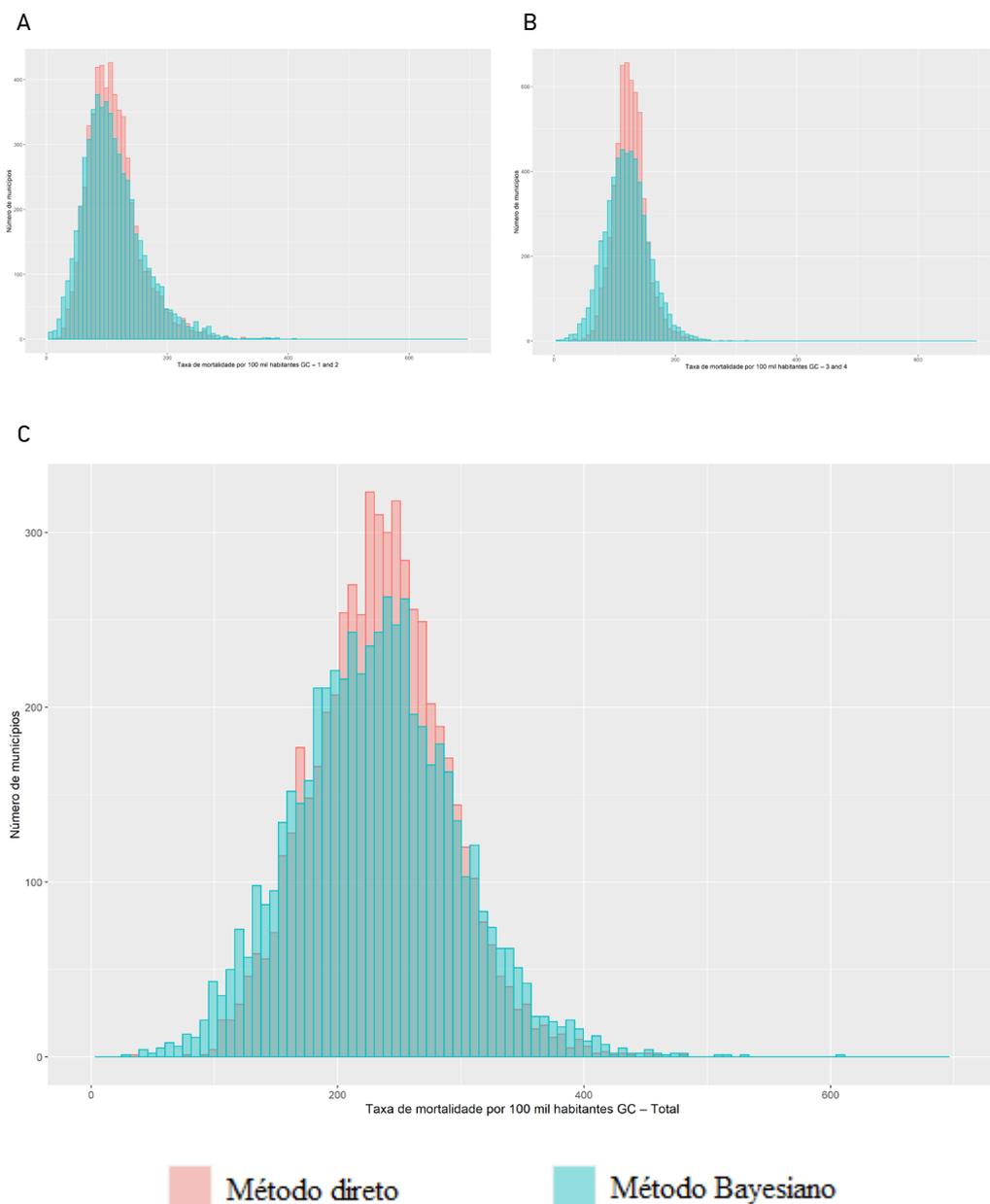


CG: causas *garbage*.

Figura 1. Média das diferenças absolutas entre as taxas de mortalidade bayesiana e pelo método direto e respectivos intervalos de confiança 95%. Brasil e regiões, 2015 a 2017.

taxas mais elevadas de CG. A heterogeneidade da qualidade dos dados de mortalidade no período de 2015 a 2017, considerando os CG como indicadores de qualidade, ganha evidência.

Ressalta-se a importância da correção e da utilização do método EBS para o cálculo das taxas de mortalidade por CG em municípios do Brasil. Esses resultados podem estar relacionados com as dificuldades de acesso à saúde e a escassez de recursos na assistência, incluindo

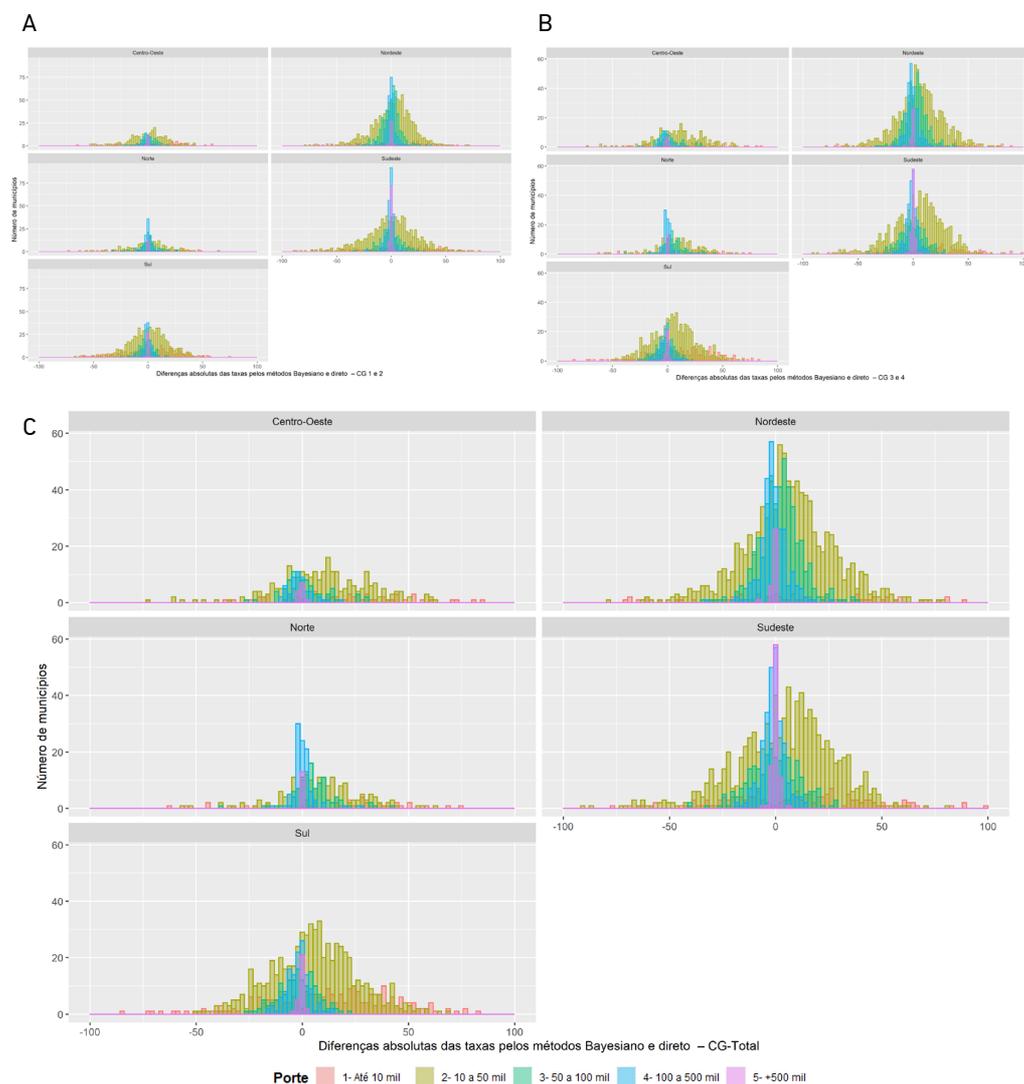


CG: causas *garbage*.

Figura 2. Histograma das taxas de mortalidade, por métodos de estimativas, para (A) CG níveis 1 e 2; (B) CG níveis 3 e 4; (C) CG total. Municípios do Brasil, de 2015 a 2017.

a qualidade dos serviços prestados e dos diagnósticos, pois são fatores que interferem de maneira negativa na acurácia da definição da CBM²². Além disso, o uso do EBS para pequenas áreas suaviza as flutuações, haja vista as realidades regionais observadas, uma vez que pondera pelos municípios vizinhos para cálculo das estimativas das taxas finais.

Embora o SIM seja considerado como uma fonte de dados de boa qualidade nos últimos anos, essa característica é regionalmente diferenciada. Ainda, a análise da taxa de mortalidade em populações pequenas pode gerar alta variabilidade, já que pequenos números



CG: causas *garbage*.

Figura 3. Histograma das diferenças absolutas das taxas de mortalidade bayesianas e método direto, segundo porte dos municípios, por métodos de estimativas, para (A) CG níveis 1 e 2; (B) CG níveis 3 e 4; (C) CG total. Municípios do Brasil, 2015 a 2017.

podem alterar consideravelmente a taxa de mortalidade. Dessa maneira, alguns aspectos metodológicos do presente estudo merecem destaque.

O tratamento aos dados brutos do SIM e a metodologia utilizada para trabalhar com pequenas áreas permitiram analisar as taxas de mortalidade suavizando-se as flutuações aleatórias na distribuição espacial das taxas entre os municípios. Primeiramente, a redistribuição de dados faltantes e o tratamento do sub-registro de óbitos do SIM aproximaram o nível da qualidade dos dados brutos em âmbito municipal. Como o uso dos coeficientes de correção elaborados para estados nos estudos GBD¹³ pode gerar valores que não condizem com a realidade municipal, foram aplicadas neste estudo correções somente nas cidades em que as taxas de mortalidade gerais foram consideradas inferiores ao esperado¹⁶. Além disso, o efeito das diferenças na estrutura etária foi retirado ao serem utilizadas taxas padronizadas por idade. Por fim, o uso do EBS, ao levar em conta informações dos vizinhos nas estimativas de taxas, possibilitou estimativas sem alterações espaciais aleatórias.

A suavização nas estimativas das taxas de mortalidade pelo método Bayesiano, o qual leva em consideração os municípios vizinhos para gerar as estimativas, aplicados neste estudo, mostraram-se adequados, tendo em vista a heterogeneidade na qualidade dos dados de mortalidade e o grande número de cidades de pequeno porte no Brasil¹⁰.

Como era de se esperar, as estimativas bayesianas mostraram variabilidade menor que as diretas na metodologia de cálculo das taxas, uma vez que em municípios menores se espera correção significativa por causa do peso recebido por cidades vizinhas maiores¹⁹. Além disso, ao lidar com pequenos números, observou-se, no método direto, a não ocorrência de óbitos por CG, o que significa dizer que o risco de mortalidade é igual a zero. Isso pode não condizer com a realidade local, uma vez que flutuações provocadas pelos pequenos números podem interferir nas estimativas das taxas com o uso de métodos diretos¹².

Baseando-se em estimativas que utilizam os valores dos municípios vizinhos pelo tamanho da população, maiores diferenças entre as taxas estimadas pelo método Bayesiano e direto foram observadas, especialmente nos municípios menores. Isso pode ser constatado na Figura 3, em que há frequência considerável da diferença entre as taxas dos métodos direto e Bayesiano distantes de zero nos municípios com menores portes populacionais.

A análise por regiões permitiu, ainda, verificar que a qualidade dos dados de mortalidade, considerando as CG total, de maneira geral, apresenta diferenças substanciais regionais. Houve menores taxas no Sul e Centro-Oeste em relação às demais regiões. Esses resultados corroboram a hipótese de que áreas mais desenvolvidas têm melhor qualidade na definição mais adequada das causas de morte. O acesso à saúde e à qualidade desses serviços são fatores que podem contribuir para a melhor definição da CBO^{23,24}.

Achado inesperado foi o Sudeste ter a segunda maior taxa bayesiana de mortalidade por CG total, inferior apenas à do Nordeste. Além disso, foi notado que as taxas dos grupos de CG níveis 1 e 2 e 3 e 4 apresentaram valores bem próximos. O grupo CG níveis 1 e 2 representa os óbitos com pouca informação para uma definição adequada da CBO. Nesse grupo, segundo o GBD 2017¹³, estão presentes os óbitos a serem redistribuídos entre todas as causas definidas, como, por exemplo, o R98 — morte sem assistência — e R99 — causas desconhecidas de morte.

Causas como essas não fornecem informações para auxílio da gestão em saúde, uma vez que não possibilitam direcionar ações preventivas para elas. Considerando que a Região Sudeste é uma das mais economicamente desenvolvidas do país²⁵, com maior número de municípios de maior porte e, portanto, com melhor acesso à assistência por parte da população²⁶, juntamente com a Região Sul, uma hipótese a ser levantada é a alta densidade demográfica estar impossibilitando um diagnóstico mais preciso para definição das CBO.

As diferenças regionais podem afetar a comparabilidade dos indicadores de mortalidade para grupos específicos de causas de morte que são classificados incorretamente como CG. Tais diferenças ainda podem ser decorrentes dos diferentes tipos de CG, pois, conforme o local, pode haver predomínio de CG mais relacionados ao grupo das doenças transmissíveis, das doenças crônicas não transmissíveis ou das causas externas²⁷. Além disso, é bem provável que, conforme UF ou município, ocorra variações na declaração e codificação das causas de morte²⁸.

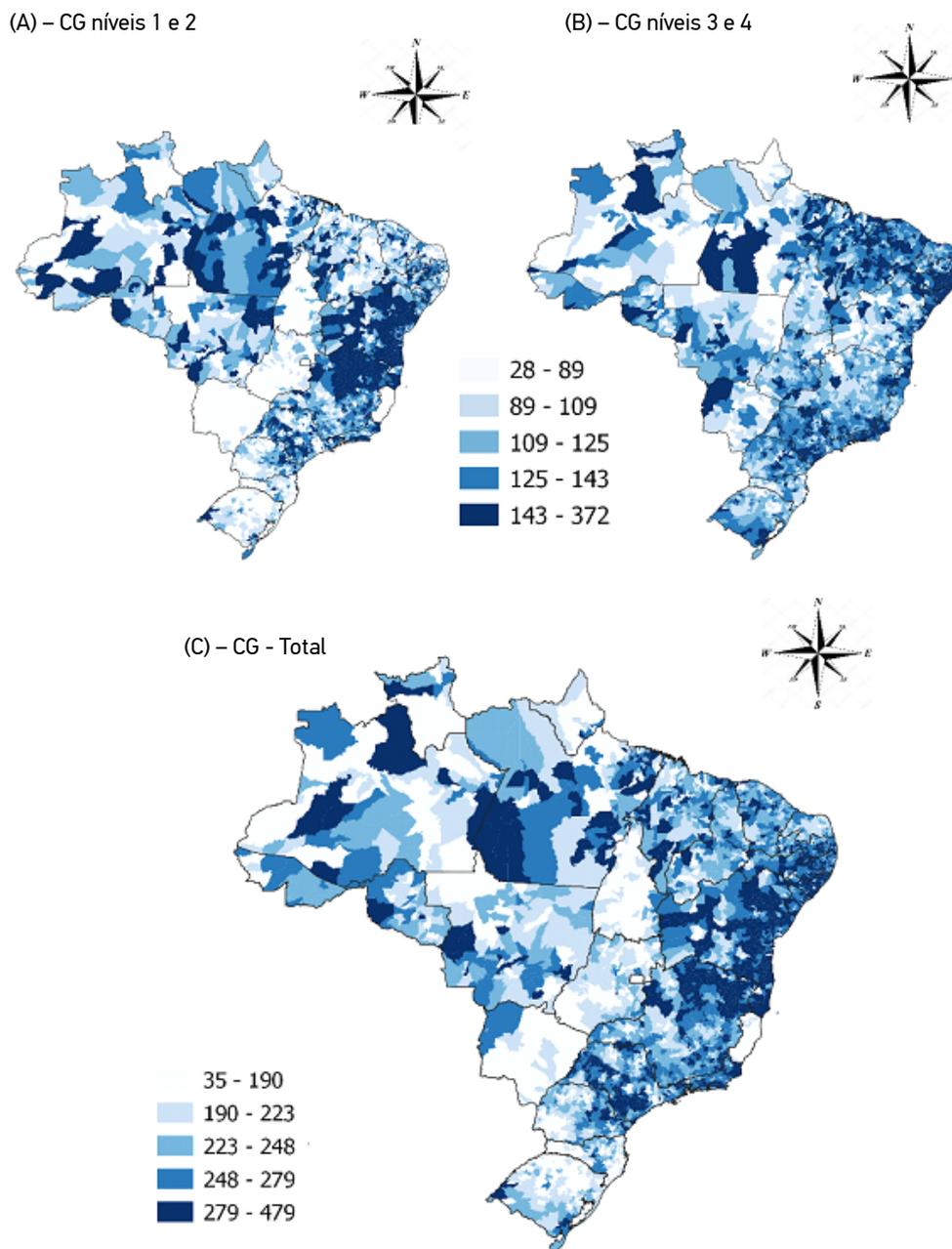
O estudo GBD 2017¹³ estimou o Brasil com 17,2% de CG majoritárias, enquanto países da América Latina como Argentina, Peru e Uruguai apresentam taxas de 29,2, 20,4 e 22,2%, respectivamente, e até mesmo na Europa, como a França (22,3%), há cenários piores. Por outro lado, também são observados países com melhores proporções, como Chile (10,2%) e México (11,9%).

Apesar da melhoria já observada na qualidade dos dados de mortalidade^{6,29}, a análise por municípios mostra que as taxas de mortalidade por CG se apresentam de forma heterogênea no país. Essa análise (Figura 4) mostra distribuição espacial contendo grupos de cidades regionalizadas e aponta áreas com altas taxas, revelando as desigualdades intrarregionais. Os municípios com maiores taxas concentraram-se no norte de Minas Gerais e no sul da Bahia, áreas que apresentaram grupos de municípios com valores classificados na mesma categoria do intervalo de causas por CG total, representados por cor mais escura. Essas áreas são caracterizadas por serem de baixo desenvolvimento socioeconômico³⁰. Possivelmente, essas áreas, além de se encontrarem mais distantes das capitais, que são referência, localizam-se em áreas distantes de polos regionais de saúde, o que aumenta a chance de diagnósticos pouco específicos²⁹. Ao contrário, municípios da Região Sul, onde se concentram locais com mais alto desenvolvimento socioeconômico e alta oferta / complexidade de serviços de saúde, mostraram menores taxas, representadas por cor mais clara³⁰.

Na análise por tipos de CG (Figuras 4A e 4B), verifica-se que as CG níveis 3 e 4 apresentam distribuição heterogênea pelo país, enquanto os CG 1 e 2 (os de maior gravidade) apresentam poucos, mas importantes pontos com altas taxas no Sul e Centro-Oeste. Esses achados possibilitam considerar a necessidade de se priorizar localmente um planejamento que vise à redução de óbitos declarados como CG, como o melhor acesso à assistência e ao diagnóstico e a melhoria da vigilância da morte.

Apesar de não ter sido realizada análise de correlação, visualmente, percebe-se que outros fatores podem estar relacionados com os *clusters* de municípios gerados, como a cobertura do Programa Saúde da Família, o nível socioeconômico, entre outros. Isso sugere um estudo aprofundado, visando avaliar a relação entre os resultados encontrados e as características mencionadas desses locais. Para melhor entender essa situação, sugere-se o uso de metodologias mais analíticas, utilizando diversas fontes de dados para identificar fatores associados significativamente.

Os resultados deste estudo mostram as diferenças observadas na qualidade da definição das CBO com o uso de metodologia adequada para análise de pequenas áreas. Ao averiguar as diferenças entre as taxas brutas e estimadas, com o auxílio da metodologia bayesiana, pôde-se constatar



CG: causas *garbage*.

Figura 4. Distribuição geográfica das taxas bayesianas de mortalidade por CG total, CG níveis 1 e 2 e CG níveis 3 e 4 nos municípios do Brasil, 2015 a 2017.

que a situação dos CG no Brasil, mesmo com metodologia para suavização, ainda se mostra regionalmente diferenciada. A qualidade da definição das CBO é de extrema importância para a saúde pública, uma vez que se mostra associada com o acesso e a qualidade dos serviços de saúde e oferece subsídios para o planejamento em saúde, e, por esse motivo, uma análise para pequenas áreas mostra-se muito importante para os atores responsáveis pela gestão de saúde no país.

REFERÊNCIAS

- Mathers CD, Fat DM, Inoue M, Rao C, Lopez AD. Counting the dead and what they died from: An assessment of the global status of cause of death data. *Bull World Health Organ* 2005; 83(3): 171-7.
- Malta DC, Teixeira R, Oliveira GMM de, Ribeiro AL. Mortalidade por Doenças Cardiovasculares Segundo o Sistema de Informação sobre Mortalidade e as Estimativas do Estudo Carga Global de Doenças no Brasil, 2000-2017. *Arq Bras Cardiol* 2020; 115(2): 152-60. <https://doi.org/10.36660/abc.20190867>
- Brasil. Ministério da Saúde. Secretaria de Vigilância em Saúde. Departamento de Vigilância de Doenças e Agravos Não Transmissíveis e Promoção da Saúde. Saúde Brasil 2015/2016: uma análise da situação de saúde e da epidemia pelo vírus Zika e por outras doenças transmitidas pelo *Aedes aegypti*. Brasil: Ministério da Saúde; 2017. 388 p.
- França EB, Ishitani LH, Teixeira RA, da Cunha CC, Marinho MF. Improving the usefulness of mortality data: Reclassification of ill-defined causes based on medical records and home interviews in Brazil. *Rev Bras Epidemiol* 2019; 22(Supl. 3): e1900010.supl.3. <https://doi.org/10.1590/1980-549720190010.supl.3>
- Murray CJL, Lopez, Alan D. The Global burden of disease: a comprehensive assessment of mortality and disability from diseases, injuries, and risk factors in 1990 and projected to 2020. World Health Organization; 1996.
- Marinho MF, França EB, Teixeira RA, Ishitani LH, da Cunha CC, dos Santos MR, et al. Data for health: Impact on improving the quality of cause-of-death information in Brazil. *Rev Bras Epidemiol* 2019; 22(Supl. 3): 1-13. <https://doi.org/10.1590/1980-549720190005.supl.3>
- Teixeira RA, Naghavi M, Guimarães MDC, Ishitani LH, França EB. Quality of cause-of-death data in Brazil: Garbage codes among registered deaths in 2000 and 2015. *Rev Bras Epidemiol* 2019; 22(Supl. 3): e190002.supl.3. <https://doi.org/10.1590/1980-549720190002.supl.3>
- Naghavi M, Makela S, Foreman K, O'Brien J, Pourmalek F, Lozano R. Algorithms for enhancing public health utility of national causes-of-death data. *Popul Health Metr* 2010; 8:9. <https://doi.org/10.1186/1478-7954-8-9>
- Almeida W da S, Szwarcwald CL. Adequação das informações de mortalidade e correção dos óbitos informados a partir da Pesquisa de Busca Ativa. *Ciênc Saúde Coletiva* 2017; 22(10): 3193-203. <https://doi.org/10.1590/1413-812320172210.12002016>
- Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. Perfil dos municípios [Internet]. Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística; 2020 [acessado em 15 mar. 2020]. Disponível em: <https://www.ibge.gov.br/estatisticas/downloads-estatisticas.html>
- Pinheiro PC, Queiroz BL, Teixeira RA, Ribeiro ALP, Malta DC. A mortalidade feminina por acidentes de motocicleta nos municípios brasileiros, 2005, 2010 e 2015. *Rev Bras Epidemiol* 2020; 23(Supl. 1): e200010.SUPL.1. <https://doi.org/10.1590/1980-549720200010.supl.1>
- Assunção RM, Barreto SM, Guerra HL, Sakurai E. Mapas de taxas epidemiológicas: uma abordagem Bayesiana. *Cad Saúde Pública* 1998; 14(4): 713-23. <https://doi.org/10.1590/S0102-311X1998000400013>
- GBD 2017 Causes of Death Collaborators. Global, regional, and national age-sex-specific mortality for 282 causes of death in 195 countries and territories, 1980–2017: a systematic analysis for the Global Burden of Disease Study 2017. *Lancet* 2018; 392(10159): 1736-88. [https://doi.org/10.1016/S0140-6736\(18\)32203-7](https://doi.org/10.1016/S0140-6736(18)32203-7)
- Naghavi M, Richards N, Chowdhury H, Eynstone-Hinkins J, Franca E, Hegnauer M, et al. Improving the quality of cause of death data for public health policy: Are all “garbage” codes equally problematic? *BMC Med* 2020; 18(1): 55. <https://doi.org/10.1186/s12916-020-01525-w>
- Szwarcwald CL, de Frias PG, de Souza Júnior PRB, da Silva de Almeida W, de Moraes Neto OL. Correction of vital statistics based on a proactive search of deaths and live births: Evidence from a study of the North and Northeast regions of Brazil. *Popul Health Metrics* 2014; 12: 16. <https://doi.org/10.1186/1478-7954-12-16>

16. Abouzahr C, Mikkelsen L, Rampatige R, Lopez A. Mortality statistics: a tool to improve understanding and quality. *Health Information Systems*; 2010.
17. de Carvalho AX, da Silva GDM, de Almeida Júnior GR, de Albuquerque PHM. Taxas bayesianas para o mapeamento de homicídios nos municípios brasileiros. *Cad Saúde Pública* 2012; 28(7): 1249-62. <https://doi.org/10.1590/S0102-311X2012000700004>
18. Justino JR, Freire FHM de A, Lucio PS. Estimaco de sub-registros de  bitos em pequenas  reas com os m todos bayesiano emp rico e algoritmo EM. *Rev Bras Estud Popul* 2012; 29(1): 87-100. <https://doi.org/10.1590/S0102-30982012000100006>
19. Marshall RJ. Mapping Disease and Mortality Rates Using Empirical Bayes Estimators. *J R Stat Soc Ser C Appl Stat* 1991; 40(2): 283-94.
20. Instituto Brasileiro de Geografia e Estat stica. Censo 2010. Atlas censo demogr fico. Brasil: Instituto Brasileiro de Geografia e Estat stica; 2013.
21. Freire FHMA, Gonzaga MR, Queiroz BL. Projecco populacional municipal com estimadores bayesianos, Brasil 2010-2030. In: Sawyer DC, editor. *Seguridade Social Municipais. Projeto Brasil 3 Tempos*. Bras lia: Secretaria Especial de Assuntos Estrat gicos da Presid ncia da Rep blica (SAE/SG/PR), United Nations Development Programme, Brazil (UNDP) and International Policy Centre for Inclusive Growth; 2019.
22. Mahapatra P, Shibuya K, Lopez AD, Coullare F, Notzon FC, Rao C, et al. Civil registration systems and vital statistics: successes and missed opportunities. *Lancet* 2007; 370(9599): 1653-63. [https://doi.org/10.1016/S0140-6736\(07\)61308-7](https://doi.org/10.1016/S0140-6736(07)61308-7)
23. Abreu DMX de, Sakurai E, Campos LN. A evolucco da mortalidade por causas mal definidas na populacco idosa em quatro capitais brasileiras, 1996-2007. *Rev Bras Estud Popul* 2010; 27(1): 75-88. <https://doi.org/10.1590/S0102-30982010000100006>
24. Kanso S, Romero DE, da Costa Leite I, de Moraes EN. Diferenciais geogr ficos, socioecon micos e demogr ficos da qualidade da informa o da CB de morte dos idosos no Brasil. *Cad Saude P blica* 2011; 27(7): 1323-39. <https://doi.org/10.1590/S0102-311X2011000700008>
25. Instituto de Pesquisa Econ mica Aplicada. Atlas do Desenvolvimento Humano. PNUD; Funda o Jo o Pinheiro; Instituto de Pesquisa Econ mica Aplicada; 2013.
26. Stopa SR, Malta DC, Monteiro CN, Szwarcwald CL, Goldbaum M, Cesar CLG. Use of and access to health services in Brazil, 2013 National Health Survey. *Rev Saude P blica* 2017; 51(Supl. 1): 1S-10S. <https://doi.org/10.1590/s1518-8787.2017051000074>
27. GBD 2016 Causes of Death Collaborators. Global, regional, and national age-sex specific mortality for 264 causes of death, 1980-2016: A systematic analysis for the Global Burden of Disease Study 2016. *Lancet* 2017; 390(10100): 1151-210. [https://doi.org/10.1016/S0140-6736\(17\)32152-9](https://doi.org/10.1016/S0140-6736(17)32152-9)
28. Danilova I, Shkolnikov VM, Jdanov DA, Mesl  F, Vallin J. Identifying potential differences in cause-of-death coding practices across Russian regions. *Popul Health Metrics* 2016; 14: 8. <https://doi.org/10.1186/s12963-016-0078-0>
29. Balieiro PC da S, Silva LCF da, Sampaio V de S, Monte EX do, Pereira EM dos S, Queiroz LAF de, et al. Fatores associados   mortalidade por causas inespec ficas e mal definidas no estado do Amazonas, Brasil, de 2006 a 2012. *Ci nc Saude Coletiva* 2020; 25(1): 339-52. <https://doi.org/10.1590/1413-81232020251.27182017>
30. Albuquerque MV de, Viana AL d' vila, Lima LD de, Ferreira MP, Fusaro ER, Iozzi FL. Desigualdades regionais na sa de: mudan as observadas no Brasil de 2000 a 2016. *Ci nc Saude Coletiva* 2017; 22(4): 1055-64. <https://doi.org/10.1590/1413-81232017224.26862016>

Recebido em: 22/09/2020

Revisado em: 24/11/2020

Aceito em: 30/11/2020

Preprint em: 14/12/2020

Contribui o dos autores: RAT, LHI, PCP, MML, EF e DCM conceberam e projetaram o estudo. RAT desenvolveu a gest o, explora o e an lise dos dados, elabora o e interpreta o dos resultados e a discuss o. Todos os autores revisaram criticamente o manuscrito e colaboraram em todo o processo. Todos os autores leram, contribuíram com e aprovaram o manuscrito final.

