

UNIVERSIDADE FEDERAL DE MINAS GERAIS
Faculdade de Medicina
Programa de Pós-Graduação em Saúde Pública

Fernando Luiz Pereira de Oliveira

**DESIGUALDADE SOCIAL INTRAURBANA, PREVALÊNCIA E INCIDÊNCIA DE
DIABETES TIPO II NO ELSA-BRASIL: uma análise espacial**

Belo Horizonte

2023

Fernando Luiz Pereira de Oliveira

**DESIGUALDADE SOCIAL INTRAURBANA, PREVALÊNCIA E INCIDÊNCIA DE
DIABETES TIPO II NO ELSA-BRASIL: uma análise espacial**

Tese apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Saúde Pública da Universidade Federal de Minas Gerais, como requisito parcial à obtenção do título de Doutor em Saúde Pública.

Orientadora: Profa. Dra. Luana Giatti Gonçalves

Coorientadora: Profa. Dra. Sandhi Maria Barreto

Coorientador: Prof. Dr. Adriano Marçal Pimenta

Belo Horizonte

2023

OL48d Oliveira, Fernando Luiz Pereira.
Desigualdade social intraurbana, prevalência e incidência de Diabetes tipo II no
Elsa-Brasil [recurso eletrônico]: uma análise espacial. / Fernando Luiz Pereira de
Oliveira. -- Belo Horizonte: 2023.
110f.: il.
Formato: PDF.
Requisitos do Sistema: Adobe Digital Editions.

Orientadora: Luana Giatti Gonçalves.
Coorientadora: Sandhi Maria Barreto.
Área de concentração: Saúde Pública
Tese (doutorado): Universidade Federal de Minas Gerais, Faculdade de
Medicina.

1. Diabetes Mellitus Tipo 2. 2. Análise Espacial. 3. Fatores Socioeconômicos. 4.
Características da Vizinhança. 5. Análise por Conglomerados. 6. Dissertação
Acadêmica. I. Gonçalves, Luana Giatti. II. Barreto, Sandhi Maria. III. Universidade
Federal de Minas Gerais, Faculdade de Medicina. IV. Título.

NLM: WK 810

Bibliotecário responsável: Monaliza Maria da Silveira Caires Lima CRB-6/1707



UNIVERSIDADE FEDERAL DE MINAS GERAIS
FACULDADE DE MEDICINA
COLEGIADO DO PROGRAMA DE PÓS GRADUAÇÃO EM SAÚDE PÚBLICA
ATA DE DEFESA DE TESE

Realizou-se, no dia **seis de dezembro** de 2023, às 14:00 horas, Formato híbrido na sala 526, da Faculdade de Medicina, da Universidade Federal de Minas Gerais, a defesa de tese, intitulada "**Desigualdade social intraurbana, prevalência e incidência de diabetes tipo II no ELSA- Brasil: uma análise espacial**", apresentada por **FERNANDO LUIZ PEREIRA DE OLIVEIRA**, número de registro 2019657125, graduado no curso de ESTATÍSTICA, como requisito parcial para a obtenção do grau de Doutor em SAÚDE PÚBLICA, à seguinte Comissão Examinadora: Profa. Luana Giatti Gonçalves - orientadora (UFMG), Profa. Sandhi Maria Barreto- coorientadora (UFMG), Prof. Adriano Marçal Pimenta- coorientador (UFPR), Profa. Amélia Augusta de Lima Friche (UFMG), Profa. Maria de Jesus Mendes da Fonseca (Fundação Oswaldo Cruz), Prof. Guilherme Lopes de Oliveira (CEFET-MG), Profa. Taynanã César Simões (FIOCRUZ). Seguiu-se a arguição pelos examinadores e logo após, a Comissão reuniu-se, sem a presença do candidato e do público e decidiu considerar **APROVADA** a **TESE** . O resultado final foi comunicado publicamente ao candidato pela presidente da Comissão. Nada mais havendo a tratar, a presidente encerrou a sessão e lavrou a presente ata que, depois de lida, se aprovada, será assinada pela Comissão Examinadora.

Belo Horizonte, 06 de dezembro de 2023.

Assinatura dos membros da banca examinadora:

Profa. Luana Giatti Gonçalves - orientadora (UFMG)

Profa. Sandhi Maria Barreto- coorientadora (UFMG)

Prof. Adriano Marçal Pimenta- coorientador (UFPR)

Profa. Amélia Augusta de Lima Friche (UFMG)

Profa. Maria de Jesus Mendes da Fonseca (Fundação Oswaldo Cruz)

Prof. Guilherme Lopes de Oliveira (CEFET-MG)

Profa. Taynanã César Simões (FIOCRUZ).



Documento assinado eletronicamente por **Guilherme Lopes de Oliveira, Usuário Externo**, em 11/12/2023, às 16:16, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 5º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#).



Documento assinado eletronicamente por **Taynanã César Simões, Usuária Externa**, em 11/12/2023, às 16:29, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 5º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#).



Documento assinado eletronicamente por **Amélia Augusta de Lima Friche, Professora do Magistério Superior**, em 12/12/2023, às 08:12, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 5º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#).



Documento assinado eletronicamente por **Maria de Jesus Mendes da Fonseca, Usuária Externa**, em 12/12/2023, às 12:14, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 5º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#).



Documento assinado eletronicamente por **Adriano Marçal Pimenta, Usuário Externo**, em 12/12/2023, às 15:56, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 5º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#).



Documento assinado eletronicamente por **Luana Giatti Goncalves, Professora do Magistério Superior**, em 14/12/2023, às 13:39, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 5º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#).



Documento assinado eletronicamente por **Sandhi Maria Barreto, Membro de comissão**, em 21/12/2023, às 09:21, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 5º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#).



A autenticidade deste documento pode ser conferida no site https://sei.ufmg.br/sei/controlador_externo.php?acao=documento_conferir&id_orgao_acesso_externo=0, informando o código verificador **2887182** e o código CRC **47F3D4E2**.

RESUMO

Introdução: O diabetes *mellitus* do tipo 2 (DM 2) é um importante problema de saúde pública em todo o mundo, sendo uma doença fortemente associada aos hábitos de vida não saudáveis. Ademais, a sua ocorrência se dá com magnitude desigual segundo condições socioeconômicas ambientais e acesso à saúde. Entretanto, estudos sobre essa última temática considerando coordenadas geográficas dos desfechos de interesse têm sido incipientes, particularmente, com dados da população brasileira. **Objetivos:** **1. Geral:** Modelar a heterogeneidade espacial da ocorrência de DM2 associado a variáveis individuais e socioeconômicas do ambiente de vizinhança dos participantes do Estudo Longitudinal de Saúde do Adulto (ELSA-Brasil); **2. Específicos:** Artigo 1 – Analisar a agregação espacial de casos prevalentes de DM2, associando este desfecho às características individuais e socioeconômicas do ambiente de vizinhança dos participantes; Artigo 2 – Analisar o agrupamento geográfico de casos incidentes de DM2, associando este desfecho às características individuais e socioeconômicas do ambiente de vizinhança dos participantes. **Métodos:** Trata-se de um estudo epidemiológico observacional e analítico, realizado em duas etapas com a base de dados do ELSA-Brasil. Na etapa 1 (Artigo 1), foi conduzido um estudo transversal com 4.335 participantes (2.486 da cidade de Belo Horizonte, Minas Gerais e 1.849 da cidade de Salvador, Bahia), usando dados da linha de base coletada entre os anos de 2008 - 2010. Na etapa 2 (Artigo 2), foi conduzido um estudo longitudinal com 3.877 participantes (2.427 da cidade de Belo Horizonte, Minas Gerais e 1.450 da cidade de Salvador, Bahia), usando dados de três ondas: linha de base; seguimento 1, coletada entre os anos de 2012 - 2014; seguimento 2, coletada entre os anos de 2017 - 2019. Em ambas as etapas, a presença do DM2 foi considerada quando os participantes foram diagnosticados a partir dos seguintes critérios: glicemia de jejum ≥ 126 mg/dL (7,0 mmol/L) ou teste oral de tolerância à glicose ≥ 200 mg/dL (11.1 mmol/L) ou hemoglobina glicada $\geq 6,5\%$ (48 mmol/L) ou uso de medicamento redutor da glicemia ou autorrelato de diagnóstico de DM2. Na etapa 2, por se tratar de um estudo de incidência, os participantes com DM2 diagnosticados na linha de base foram excluídos. As características socioeconômicas da vizinhança dos participantes foram obtidas do Censo Demográfico Brasileiro de 2010. As análises de dados foram conduzidas com o *software* estatístico R, a um nível de significância de 5%. Inicialmente, as áreas de agregação espacial de casos prevalentes de DM2 foram detectadas com o método de *SaTScan*TM e, para identificação das características individuais e socioeconômicas do ambiente de vizinhança dos participantes associadas a estas áreas, foi utilizada a técnica de regressão logística (Artigo 1). Ainda, o risco de maior agrupamento

geográfico dos casos incidentes de DM2 foi estimado pela modelagem de análise de sobrevivência espacial (Artigo 2). **Resultados:** Artigo 1 - Um total de 336 e 343 participantes tinham DM2 em Belo Horizonte (prevalência = 13,5%) e Salvador (prevalência = 18,5%), respectivamente. Duas áreas com alta chance de *cluster* de DM2 foram identificadas na região Nordeste de Belo Horizonte e na região Norte de Salvador. Neste último município também foi identificada um *cluster* de baixa chance de DM2, localizada na região Sul (litorânea). Em ambas as cidades, os participantes que viviam na área com alta chance de DM2 tinham maior chance de relatar cor da pele parda ou preta, baixo nível de escolaridade e ocupação de trabalho manual; estas também foram consideradas áreas de baixa renda. Por outro lado, os participantes da área com baixa chance de DM2 em Salvador tinham menos chance de serem pardos ou pretos e maior chance de terem diplomas universitários; esta era considerada uma área de alta renda. Artigo 2 – Em Belo Horizonte, após mediana de 11,3 anos de seguimento (25.396 pessoas-ano), foram registrados 316 casos incidentes de DM2 (12,4 casos/1.000 pessoas-ano). Já em Salvador, após mediana de 11,8 anos de seguimento (15.226 pessoas-ano), foram registrados 222 casos incidentes de DM2 (14,6 casos/1.000 pessoas-ano). As regiões dos municípios de Belo Horizonte (Centro-Sul) e de Salvador (Litorânea) foram aquelas com menor risco de casos incidentes de DM2. Por outro lado, as regiões dos municípios de Belo Horizonte (Norte e Nordeste) e de Salvador (Nordeste) foram aquelas com maior risco de casos incidentes de DM2. Ademais, em Belo Horizonte, as variáveis idade e a renda da vizinhança se associaram, respectivamente, ao tempo médio de incidência de DM2. **Conclusões:** Para a população do ELSA-Brasil, mostramos que a alta vulnerabilidade social individual ou do ambiente de vizinhança se mostrou associar em áreas com maiores chances de casos prevalentes de DM2 e às áreas com maiores riscos de agrupamento de casos incidentes da doença nos municípios estudados. Portanto, ações de combate à pobreza e à melhoria das condições socioeconômica do ambiente das cidades são importantes medidas preventivas contra o DM2.

Palavras-chaves: *Diabetes Mellitus* Tipo 2, Fatores Sociodemográficos, Vizinhança, Análise Espacial, Análise de Sobrevivência Espacial, Saúde Pública.

ABSTRACT

Introduction: Type 2 diabetes mellitus (DM 2) is an important public health problem worldwide, being a disease strongly associated with unhealthy lifestyle habits. Furthermore, its occurrence occurs with unequal magnitude depending on socioeconomic and environmental conditions. However, studies on this last topic considering geographic coordinates of the outcomes of interest have been incipient, particularly with data from the Brazilian population. **Objectives:** 1. General: Model the spatial risk of the occurrence of DM2 associated with individual and socioeconomic variables of the neighborhood environment of participants in the Longitudinal Study of Adult Health (ELSA-Brazil); 2. Specific: Article 1 – Analyze the spatial aggregation of prevalent cases of DM2, associating this outcome with the individual and socioeconomic characteristics of the participants' neighborhood environment; Article 2 – Analyze the geographic grouping of incident cases of DM2, associating this outcome with the individual and socioeconomic characteristics of the participants' neighborhood environment. **Methods:** This is an observational and analytical epidemiological study, carried out in two stages with the ELSA-Brasil database. In stage 1 (Article 1), a cross-sectional study was conducted with 4,335 participants (2,486 from the city of Belo Horizonte, Minas Gerais and 1,849 from the city of Salvador, Bahia), using baseline data collected between 2008 and 2010. In stage 2 (Article 2), a longitudinal study was conducted with 3,877 participants (2,427 from the city of Belo Horizonte, Minas Gerais and 1,450 from the city of Salvador, Bahia), using data from three waves: baseline; follow-up 1, collected between 2012 and 2014; follow-up 2, collected between 2017 and 2019. In both stages, the presence of DM2 was considered when participants were diagnosed based on the following criteria: fasting blood glucose ≥ 126 mg/dL (7.0 mmol/L) or oral glucose tolerance test ≥ 200 mg/dL (11.1 mmol/L) or glycated hemoglobin $\geq 6.5\%$ (48 mmol/L) or use of blood glucose-lowering medication or self-reported diagnosis of DM2. In stage 2, as this was an incidence study, participants with DM2 diagnosed at baseline were excluded. The socioeconomic characteristics of the participants' neighborhood were obtained from the 2010 Brazilian Demographic Census. Data analyzes were conducted with the statistical software R, at a significance level of 5%. Initially, the areas of special aggregation of prevalent cases of DM2 were detected with the SaTScanTM method and, to identify the individual and socioeconomic characteristics of the participants' neighborhood environment associated with these areas, the logistic regression technique was used (Article 1). Furthermore, the risk of greater geographic clustering of incident DM2 cases was estimated by spatio-temporal modeling using survival analysis methods with spatial fragility (Article 2). **Results:**

Article 1 - A total of 336 and 343 participants had DM2 in Belo Horizonte (prevalence = 13.5%) and Salvador (prevalence = 18.5%), respectively. Two areas with a high chance of DM2 aggregation were identified in the Northeast region of Belo Horizonte and the North region of Salvador. In the latter municipality, an area with a low chance of DM2 aggregation was also identified, located in the South (coastal) region. In both cities, participants who lived in the area with a high chance of DM2 aggregation were more likely to report brown or black skin color, low level of education and occupation of manual work; these were also considered low-income areas. On the other hand, participants from the area with a low chance of DM2 aggregation in Salvador were less likely to be mixed race or black and to have university degrees; this was considered a high-income area. Article 2 – In Belo Horizonte, after a median of 11.3 years of follow-up (25,396 person-years), 316 incident cases of DM2 were recorded (12.4 cases/1,000 person-years). In Salvador, after a median of 11.8 years of follow-up (15,226 person-years), 222 incident cases of DM2 were recorded (14.6 cases/1,000 person-years). The regions of the municipalities of Belo Horizonte (Center-South) and Salvador (Coast) were those with the lowest risk of clustering incident cases of DM2. On the other hand, the regions of the municipalities of Belo Horizonte (North and Northeast) and Salvador (Northeast) were those with the highest risk of clustering incident cases of DM2. Furthermore, in Belo Horizonte, age and neighborhood income were associated, respectively, with a shorter and longer average incidence of DM2. Conclusions: High individual social vulnerability or the neighborhood environment was shown to be associated in areas with greater chances of aggregation of prevalent cases of DM2 and areas with greater risk of clustering of incident cases of the disease in the municipalities studied. Therefore, actions to combat poverty and improve socioeconomic conditions in cities are important preventive measures against DM2.

Keywords: Type 2 Diabetes Mellitus, Sociodemographic Factors, Neighborhood, Cluster Analysis, Spatial Survival Analysis, Public Health.

UNIVERSIDADE FEDERAL DE MINAS GERAIS

Reitora

Profa. Sandra Regina Goulart Almeida

³

Vice-Reitor

Prof. Alessandro Fernandes Moreira

Pró-Reitora de Pós-Graduação

Prof^a. Isabela Almeida Pordeus

Pró-Reitor de Pesquisa

Prof. Fernando Marcos dos Reis

FACULDADE DE MEDICINA

Diretora

Prof^a. Alamanda Kfoury Pereira

Vice-Diretora

Prof^a. Cristina Gonçalves Alvim

Chefe do Departamento de Medicina Preventiva e Social

Prof. Raphael Augusto Teixeira de Aguiar

PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM SAÚDE PÚBLICA

Coordenador

Prof. Alaneir de Fátima dos Santos

Subcoordenadora

Prof^a. Lidyane do Valle Camelo

Colegiado

Lidyane do Valle Camelo (titular) e Rafael Moreira Claro (suplente)

Alaneir de Fatima dos Santos (titular) e Alzira de Oliveira Jorge (suplente)

Ilka Afonso Reis (titular) e Mariangela Leal Cherchiglia (suplente)

Luana Giatti Goncalves (titular) e Antonio Luiz Pinho Ribeiro (suplente)

Sandhi Maria Barreto (titular) e Antônio Thomaz Gonzaga da Matta Machado (suplente)

Deborah Carvalho Malta (titular) – Profa. Flávia Bulegon Pilecco (suplente)

Amélia Augusta Friche (titular) – Profa. Juliana Lustosa Torres (suplente)

Representantes discentes:

Amanda Viana Machado – Representante Discente (Titular)

Alenice Aliane Fonseca – Representante Discente (Suplente)

Representantes discentes:

Amanda Viana Machado – Representante Discente (Titular)

Alenice Aliane Fonseca – Representante Discente (Suplente)

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 - Análise de Kernel para as 06 capitais do Estudo Elsa-Brasil	32
Figura 2 - Regionais administrativas, setores censitários e localização de Belo Horizonte (MG)	34
Quadro 1 – Descrição do nível de precisão dos dados de coordenadas geográficas das residências dos participantes do ELSA-Brasil. 2008-2010	40
Figure 1 - The probable cluster with a high chance (red circle) of the presence of type 2 diabetes mellitus by the circular spatial scan statistic of punctual data. Belo Horizonte, Minas Gerais State, Brazil. ELSA-Brasil 2008/2010.	53
Figure 2 The probable clusters of high (red circle) and low (blue circle) chances of the presence of type 2 diabetes mellitus by the circular spatial scan statistic of punctual data. Salvador, Bahia State, Brazil. ELSA-Brasil 2008/20101.3.2	54
Figura 1 - Distribuição espaço-temporal do risco médio de diabetes mellitus tipo 2. Belo Horizonte (n = 2.427) e Salvador (n = 1.450), ELSA-Brasil, 2008-2010 a 2022	68
Figura 2 – Desvio padrão à <i>posteriori</i> do efeito médio no modelo. Belo Horizonte (n = 2.427) e Salvador (n = 1.450), ELSA-Brasil, 2008-2010 a 2022	69

LISTA DE TABELAS

Table 1 – Individual characteristics of the participants and type 2 diabetes mellitus prevalence. Belo Horizonte, Minas Gerais State (n = 2,486) and Salvador, Bahia State (n = 1,849), Brazil. ELSA-Brasil 2008/2010	46
Table 2 – Individual characteristics of the participants and type 2 diabetes mellitus prevalence. Belo Horizonte, Minas Gerais State (n = 2,486) and Salvador, Bahia State (n = 1,849), Brazil. ELSA-Brasil 2008/2010	47
Table 3 – Individual characteristics of the participants who live inside and outside the cluster with higher chance of type 2 diabetes mellitus and their association. Belo Horizonte, Minas Gerais State, Brazil. ELSA-Brasil 2008/2010 (n = 2,486)	50
Table 4 – Individual characteristics of the participants who lived inside and outside the cluster with higher chance of type 2 diabetes mellitus and their association. Salvador, Bahia State, Brazil. ELSA-Brasil 2008/2010 (n = 1,849).	51
Table 5 – Individual characteristics of the participants who lived inside and outside the cluster with low chance of type 2 diabetes mellitus and their association. Salvador, Bahia State, Brazil. ELSA-Brasil 2008/2010 (n = 1,849)	52
Table 6 – Neighborhood socioeconomic environmental characteristics from census tracts of participants who lived inside and outside the clusters and their association. Belo Horizonte, Minas Gerais State and Salvador, Bahia State, Brazil. ELSA-Brasil 2008/2010.....	53
Tabela 1 – Características individuais e da vizinhança de moradia da população de estudo. Belo Horizonte (n = 2.427) e Salvador (n = 1.450), ELSA-Brasil, 2008-2010.	67
Tabela 2 – Médias <i>a posteriori</i> dos efeitos das covariáveis sobre o tempo médio até a incidência do diabetes mellitus tipo 2. Belo Horizonte (n = 2.427), ELSA-Brasil, 2008-2010 a 2022. ...	70
Tabela 3 – Médias <i>a posteriori</i> dos efeitos das covariáveis sobre o tempo médio até a incidência do diabetes mellitus tipo 2. Salvador (n = 1.450), ELSA-Brasil, 2008-2010 a 2022.....	71

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

CNEFE	Cadastro Nacional de Endereços para Fins Estatísticos
CREA- BA	Conselho Regional de Engenharia e Arquitetura da Bahia
DCNT	Doenças crônicas não transmissíveis
DM	Diabetes mellitus
ELSA-Brasil	Estudo Longitudinal de Saúde do Adulto
FIDA	Fundo Internacional de Desenvolvimento Agrícola
GERMINAL	Grupo de Pesquisa em Doenças Crônicas e Ocupacionais
IBGE	Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística
ICICT/Fiocruz	Instituto de Comunicação e Informação Científica e Tecnológica em Saúde da Fundação Oswaldo Cruz
IDF	International Diabetes Federation
IDH	Índice de Desenvolvimento Humano
LabGeo	Laboratório de Geoprocessamento
LIS	Laboratório de Informação em Saúde
MESA	<i>Multi-Ethnic Study of Atherosclerosis</i>
OIT	Organização Internacional do Trabalho
PDDU	Plano Diretor de Desenvolvimento Urbano
PNUD	Programa das Nações Unidas para o Desenvolvimento
PPGSP/UFMG	Programa de Pós-Graduação em Saúde Pública da Universidade Federal de Minas Gerais
Projeção UTM	Projeção Universal Transversa de Mercator
RLAM	Refinaria Landulpho Alves
Secult	Secretaria Municipal de Cultura e Turismo
UNFPA	Fundo de População das Nações Unidas
Unicef	Fundo das Nações Unidas para a Infância
MG	Minas Gerais
BA	Bahia
UFMG	Universidade Federal de Minas Gerais

SUMÁRIO

1 CONSIDERAÇÕES INICIAIS	18
1.1 Introdução	18
1.2 Diabetes mellitus tipo 2	20
1.2.1 <i>Impactos socioeconômicos</i>	22
1.2.2 <i>Fatores de risco</i>	23
1.3 Ambiente físico e social da vizinhança	24
1.3.1 <i>A influência do ambiente na prática de atividade física</i>	24
1.3.2 <i>A influência do ambiente no consumo alimentar</i>	25
1.3.3 <i>Ambiente físico/social e diabetes mellitus tipo 2</i>	26
1.3.4 <i>Distribuição espacial do diabetes associado a variáveis socioeconômicas e individuais</i>	27
2 OBJETIVOS	30
2.1 <i>Objetivo geral</i>	30
2.2 <i>Objetivos específicos</i>	30
3 MÉTODOS	31
3.1 Cenário do estudo	31
3.1.1 <i>Definição das cidades de Belo Horizonte e Salvador</i>	31
3.1.2 <i>Belo Horizonte</i>	32
3.1.3 <i>Salvador</i>	34
3.2 Delineamento e população do estudo	37
3.3 População do estudo	38
3.3.1 <i>Georreferenciamento dos locais de moradia dos participantes do ELSA-Brasil</i>	39
3.4 <i>Garantia e controle de qualidade</i>	41
3.5 Aspectos Éticos	41
4. RESULTADOS E DISCUSSÃO	42
4.1 Artigo original 1 - Spatial clusters of diabetes: individual and neighborhood characteristics in the ELSA-Brasil cohort study	42
4.2 Artigo original 2 - Iniquidades na distribuição do risco de diabetes mellitus tipo 2 em participantes de uma coorte brasileira (ELSA-Brasil)	64
6 CONSIDERAÇÕES FINAIS E TRABALHOS FUTUROS	84
REFERÊNCIAS	85
ANEXOS	99
APÊNDICES	105

APRESENTAÇÃO

Este volume é referente aos resultados de uma tese de doutorado desenvolvida na linha de pesquisa Epidemiologia das Doenças e Agravos Não Transmissíveis e Ocupacionais do Programa de Pós-Graduação em Saúde Pública da Universidade Federal de Minas Gerais (PPGSP/UFMG). O estudo está sendo conduzido junto ao Grupo de Pesquisa em Doenças Crônicas e Ocupacionais (GERMINAL), utilizando dados do Estudo Longitudinal de Saúde do Adulto (ELSA-Brasil). O ELSA-Brasil é uma coorte multicêntrica que incluiu 15105 servidores públicos, ativos e aposentados, de instituições de ensino e pesquisa de seis cidades brasileiras (Belo Horizonte, Porto Alegre, Rio de Janeiro, Salvador, São Paulo e Vitória). Foi delineado com o objetivo de investigar a incidência de doenças crônicas, em especial do diabetes e as doenças cardiovasculares, e os fatores comportamentais, biológicos, ambientais, ocupacionais, psicológicos e sociais relacionados a essas doenças e a suas complicações, buscando compor um modelo causal que contemple suas inter-relações em nível macro e micro (AQUINO *et al.*, 2012; SCHMIDT *et al.*, 2015).

Este volume apresentado para a defesa da Tese tem como objetivo principal identificar e analisar se as condições socioeconômicas do indivíduo e do ambiente de vizinhança estão associadas a áreas com maior agrupamento geográfico de casos prevalentes e incidentes de diabetes tipo 2 dos indivíduos do estudo ELSA. Os resultados desta tese são referentes a dados de residentes na cidade de Belo Horizonte e Salvador à coleta na linha de base (2008-2010), 2012–2014 (Onda 2), 2017–2019 (Onda 3) O volume da tese apresenta um artigo científico original, conforme estabelecido pelo PPGSP/UFMG.

Este volume contém:

- 1. Considerações iniciais:** apresentação da fundamentação teórica sobre o tema em estudo e da justificativa para a elaboração da tese;
- 2. Objetivos da tese:** apresentação do objetivo geral e dos objetivos específicos;
- 3. Métodos:** apresentação dos métodos referentes ao cenário de estudo, constituição da amostra, coleta de dados e construção de variáveis;
- 4. Artigo original e resultados:** apresentação de um artigo original que responde a dois dos objetivos específicos da tese e os demais resultados relativos aos outros objetivos;
- 5. Artigo original II e resultados:** apresentação do segundo artigo original que responde os demais objetivos desta tese;

6. **Considerações Finais:** discussão à respeito dos principais resultados encontrados e propostas de trabalhos futuros;
7. **Referências:** apresenta todas as referências utilizadas para a elaboração desta tese;
8. **Anexos:** aprovação do projeto ELSA-Brasil pelo Comitê de Ética em Pesquisa;
9. **Apêndices:** algumas rotinas computacionais implementadas para esta tese, as associações das características individuais e de vizinhança em relação aos aglomerados espaciais usando o modelo de regressão logística multinomial e primeira página do artigo I publicado na revista

1 CONSIDERAÇÕES INICIAIS

1.1 Introdução

As doenças crônicas não transmissíveis (DCNT), em 2016, foram responsáveis por 41 milhões de óbitos, correspondendo a 71% do total de 57 milhões. Dentre as principais DCNT, destaca-se o diabetes tipo II, que constitui um grande problema de saúde pública em virtude da alta morbidade e mortalidade (1,6 milhões dos óbitos; 4%), além da prevalência crescente, que em 2015 correspondeu 8,8% das pessoas em todo o mundo com perspectiva de aumento para 10,0% até 2030 (BOMMER *et al.*, 2018).

O diabetes tipo II pode evoluir com complicações que contribuem para incapacidade e comprometem a qualidade de vida dos indivíduos, tais como doença renal crônica (DeFRONZO *et al.*, 2015) e neuropatia diabética (BOULTON *et al.*, 2005). Além disso, constitui um importante fator risco cardiovascular (DANAEI *et al.*, 2006; SARWAR *et al.*, 2010). Esse cenário acarreta ônus econômico e social para os países. Globalmente, os custos diretos e indiretos com a doença, em 2015, foram estimados em 1,32 trilhão de dólares e a projeção para 2030 é um gasto acima de 2 trilhões de dólares, quase o dobro dos custos atuais (BOMMER *et al.*, 2018).

O desenvolvimento do diabetes tipo II está relacionado a uma complexa interação entre fatores de risco. Os fatores de risco comportamentais, tais como o tabagismo, o consumo excessivo de bebidas alcoólicas, os hábitos alimentares inadequados e a inatividade física estão bem estabelecidos na literatura científica (van DAM, 2003; KOLB; MARTIN, 2017). Destaca-se a obesidade como um dos principais fatores de risco para o diabetes (MOKDAD *et al.*, 2003). No entanto, é importante compreender o papel de outros fatores, como o estresse psicossocial (HACKETT; STEPTOE, 2017), para a ocorrência do diabetes. Há ainda um crescente interesse no estudo de exposições ao longo do curso de vida, incluindo a vida intrauterina, a infância, a adolescência e a vida adulta (BEN-SHLOMO; KUH, 2002). Nesta perspectiva, no cenário brasileiro, resultados do Estudo Longitudinal de Saúde do Adulto (ELSA-Brasil) mostraram que após ajuste por fatores de confusão, baixo peso ao nascer (YARMOLINSKY *et al.*, 2016), idade precoce da menarca e pernas curtas em relação à altura (MUELLER *et al.*, 2013), anos de trabalho noturno (SILVA-COSTA *et al.*, 2015), pior posição socioeconômica ao longo da vida (CAMELO *et al.*, 2016) foram positivamente associados ao diabetes na vida adulta.

A literatura também mostra que fatores como o ambiente físico e construído e o ambiente social (segurança, normas sociais, acessos aos serviços, coesão, redes familiares e de pares) podem influenciar a ocorrência do diabetes, especialmente porque podem restringir os comportamentos saudáveis e favorecer a obesidade (BILAL; AUCHINCLOSS; DIEZ-ROUX, 2018). Esses domínios ambientais são influenciados pelas condições socioeconômicas da área de moradia (BILAL; AUCHINCLOSS; DIEZ-ROUX, 2018),

Vizinhanças com baixa condição socioeconômica disponibilizam menores recursos para a prática de atividades físicas e apresentam maior quantidade de estabelecimentos que vendem alimentos de baixa qualidade nutricional (MORLAND *et al.*, 2002; LOPES *et al.*, 2021). Por outro lado, o consumo de frutas e vegetais é maior nos bairros com maior densidade de estabelecimentos de alimentação saudável e maior renda. Esses estabelecimentos são menos comuns em bairros socialmente desfavorecidos e, portanto, frutas e vegetais estão menos disponíveis ou são de baixa qualidade em áreas de baixa renda (PESSOA *et al.*, 2015). Esses resultados apontam que as desigualdades sociais promovem disparidades na distribuição espacial dos recursos para um estilo de vida saudável, impactando de forma negativa na saúde das populações (DIEZ ROUX, 2016; PESSOA *et al.*, 2015). No entanto, no que diz respeito à associação entre ambiente alimentar e risco de diabetes, os resultados ainda são conflitantes (CHRISTINE *et al.*, 2015; den BRAVER *et al.*, 2018; MEZUK *et al.*, 2016). Estudo realizado na Suécia com indivíduos de 35 a 80 anos mostrou que um ambiente alimentar com maior número de estabelecimentos que comercializam alimentos prejudiciais à saúde como lojas de conveniência e *fast-food* foi associado à maior chance de desenvolvimento de diabetes (MEZUK *et al.*, 2016). Contudo, recente revisão sistemática e meta-análise mostrou que não está estabelecida a relação entre ambiente alimentar e risco ou prevalência de diabetes (den BRAVER *et al.*, 2018)

Ainda em relação às desigualdades sociais, a literatura científica mostra que indicadores de condições socioeconômicas adversas do contexto, como maior desemprego e menor renda da vizinhança estão positivamente associados a maior incidência de diabetes (MÜLLER *et al.*, 2013). Por sua vez, residir em áreas de baixa pobreza (LUDWIG *et al.*, 2011), com melhor acessibilidade (LOO *et al.*, 2017), próximas a estabelecimentos comerciais de lazer (CHRISTINE *et al.*, 2015) ou com disponibilidade de espaços verdes e abertos (BODICOAT *et al.*, 2014) está associado à menor prevalência de diabetes. Já em relação ao ambiente social, aferido pela coesão social e percepção de segurança, estudo longitudinal com participantes do *Multi-Ethnic Study of Atherosclerosis* (MESA) não encontrou associação com a incidência de diabetes (CHRISTINE *et al.*, 2015).

Dessa forma, considerando a necessidade de esforços globais para a prevenção do diabetes, são necessários realizar novos estudos que incorporem o ambiente da vizinhança, além de características individuais, sobretudo em países com enormes e persistentes desigualdades sociais em saúde, como o Brasil (CHRISTINE *et al.*, 2015).

Métodos de estatística espacial são importantes e amplamente utilizados para desenvolver modelos de previsão para identificar áreas de risco de uma determinada doença, como diabetes, em um mapa geográfico (KULLDORFF; TANGO; PARK, 2003; PFEIFFER *et al.*, 2008; SHERMAN *et al.*, 2014; WALLER; GOTWAY, 2004).

Análise espacial é um estudo quantitativo de fenômenos que são localizados no espaço. A característica fundamental da estatística espacial que a diferencia da estatística clássica é o uso explícito da referência geográfica no modelo, isto é, o uso explícito de coordenadas espaciais no processo de coleta, descrição e análise dos dados. Assim sendo, o interesse está centrado nos processos que ocorrem no espaço e os métodos empregados buscam descrever e analisar o comportamento destes processos. Esta característica faz com que estudos sobre o assunto exibam comportamento complexo para serem analisados por métodos tradicionais de estatística (ASSUNÇÃO, 2001).

Portanto, nesta tese, pretende-se propor um modelo estatístico que considere a estrutura espacial, sendo que, ao estimar o efeito aleatório com uma estrutura espacial, obtém-se um modelo ainda mais flexível, podendo representar melhor ajuste para os dados de estudos como o Estudo Longitudinal de Saúde do Adulto (ELSA-Brasil). O modelo que será proposto torna-se propício para analisar o risco espacial, como instrumento de saúde pública e que possa ser utilizado em questões de políticas de estrutura urbana além de aplicar este modelo em estudos que tenham como variável resposta a prevalência e ou incidência de diabetes, podendo este estar relacionado com algumas covariáveis cujos dados estejam espacialmente localizados.

1.2 Diabetes mellitus tipo 2

O diabetes mellitus (DM) é uma doença crônica não transmissível caracterizada por um grupo de distúrbios metabólicos resultantes da hiperglicemia, devido a defeitos na produção, secreção e/ou ação da insulina (BANDAY *et al.*, 2020). A insulina é um hormônio peptídico produzido no pâncreas, com função de aumentar a captação da glicose da corrente sanguínea para as células do corpo para ser oxidada e utilizada como fonte de energia. Níveis elevados de glicose no sangue (conhecido como hiperglicemia) quando crônico, causam danos a muitos

tecidos corporais, induzindo ao desenvolvimento de complicações de saúde incapacitantes e com risco de vida (BANDAY et al., 2020).

O DM tipo 1 (DM1) é caracterizado pela destruição das células pancreáticas e produção deficitária de insulina, exigindo administração diária e exógena do hormônio para regular os níveis da glicemia (BANDAY et al., 2020). No DM tipo 2 (DM2), que acomete a grande maioria das pessoas, aproximadamente de 90% a 95% dos casos, o organismo ainda é capaz de produzir insulina, mas torna-se resistente a sua ação devido a uma interação entre diversos fatores, principalmente genéticos, comportamentais e ambientais (BANDAY et al., 2020). Além disso, ao longo do tempo os níveis séricos de insulina, mesmo que altos, podem tornar-se insuficientes, podendo ser necessário a utilização de insulina exógena. Muitos indivíduos já têm evidências de complicações quando são diagnosticados com DM2, relacionado a permanência de um longo tempo com desconhecimento sobre ser portador da doença (BANDAY et al., 2020).

O diabetes mellitus é um problema de saúde pública com importância crescente em todo o mundo. As estimativas da Federação Internacional de Diabetes apontavam que em 2021, cerca de 10,5% da população mundial entre 20 e 79 anos apresentavam diagnóstico da doença, correspondendo a 537 milhões de pessoas (INTERNATIONAL DIABETES FEDERATION – IDF, 2021). As estimativas para 2030 e 2045, apontam, respectivamente, para 643 milhões e 783 milhões de pessoas entre 20 e 79 anos acometidas por diabetes mellitus em todo mundo (IDF, 2021). No Brasil, a prevalência da doença é de 10,5% na população entre 20 e 79 anos, correspondendo a 15,7 milhões de pessoas (IDF, 2021).

A mortalidade da diabetes também é preocupante. Em 2017 no Brasil, 108.600 pessoas morreram com o diabetes como causa primária (INTERNATIONAL DIABETES FEDERATION, 2017), valor este maior que o número somado de mortes por doenças infecciosas no mesmo ano (WORLD HEALTH ORGANIZATION, 2016). Ainda, dados nacionais do VIGITEL mostram que nos últimos 16 anos a prevalência de diabetes mellitus autorreferido na população adulta (com 18 anos e mais) vivendo nas capitais brasileiras aumentou 3,6% (5,5% para 9,1%) entre 2006 e 2021 (BRASIL, 2022). Essa prevalência varia de acordo com a faixa etária: 28,4% dos brasileiros com 65 ou mais anos referiram ter a doença, um percentual bem maior do que os 1,1% entre as pessoas de 18 e 24 anos. A capital com o maior número de pessoas vivendo com diabetes mellitus foi Belo Horizonte (11,3%), seguido do Rio de Janeiro (10,9%) (BRASIL, 2022).

Além da elevada magnitude, o diabetes mellitus tem ocasionado grande número de óbitos, aproximadamente 6,7 milhões adultos em todo o mundo (IDF, 2021) e 76 mil adultos no Brasil (BRASIL, 2022).

Por fim, vale ressaltar também os inúmeros impactos econômicos e sociais na vida das pessoas que convivem com a doença e também para os gastos públicos dos países. Estima-se que, em 2021, o diabetes mellitus causou ao menos 966 bilhões de dólares em gastos de saúde, representando um aumento de 316% ao longo dos últimos 15 anos. No Brasil, o custo estimado foi de 42,9 bilhões de dólares americanos (IDF, 2020).

1.2.1 Impactos socioeconômicos

O nível socioeconômico de um indivíduo é um conceito complexo, geralmente avaliado pela combinação de educação, profissão e renda, e está inversamente associado a muitas doenças crônicas na população geral (WORLD HEALTH ORGANIZATION, 2013). Atualmente, cerca de 80% das pessoas com diabetes vivem em países de baixa e média renda (BARCELO *et al.*, 2017). O nível socioeconômico é ainda um importante fator preditor de complicações da diabetes, principalmente em relação a doença renal crônica, doença coronariana, doença arterial periférica e neuropatia autonômica (WILLERS *et al.*, 2018). As desigualdades do DM2 estão relacionadas principalmente a áreas rurais e a grupos socioeconômicos mais desfavorecidos, sendo, nestes, mais elevado o risco de morte por DM2 (CHRISTINE *et al.*, 2015; DIEZ ROUX; MAIR, 2010).

Além dos impactos econômicos advindos do diabetes, existem também impactos sociais, relacionados principalmente à qualidade de vida. Complicações decorrentes do diabetes são uma das principais causas de incapacidade, redução da qualidade de vida e morte prematura (INTERNATIONAL DIABETES FEDERATION, 2015). A expectativa de vida média de um indivíduo com diabetes é reduzida em 7 anos (GUIDONI *et al.*, 2009). A enfermidade é a sétima causa principal de deficiência no mundo e as dificuldades financeiras enfrentadas por pacientes e suas famílias devido os custos diretos com a doença e perda de trabalho acabam afetando a adesão ao tratamento (KRUG, 2016).

A despeito dos fatores socioeconômicos associados a ocorrência do diabetes, destacam-se alguns dos fatores de risco já bem descritos na literatura científica.

1.2.2 Fatores de risco

O DM2 é uma doença complexa influenciada por distintos fatores de risco em combinações diferentes entre si. Há vários fatores de risco importantes que podem aumentar o risco para o desenvolvimento da doença. Os principais fatores de risco incluem aqueles não modificáveis como idade, sexo e herança genética e os modificáveis como o excesso de peso corporal, sedentarismo, má alimentação, estresse, consumo de tabaco e álcool em excesso e as desvantagens socioeconômicas. Além disso, há comorbidades que compartilham maior risco de desenvolvimento do DM2, sendo a hipertensão arterial, dislipidemia, hiperuricemia e síndrome do ovário policístico (BRASIL, 2011; INTERNATIONAL DIABETES FEDERATION, 2017; SOCIEDADE BRASILEIRA DE DIABETES, 2017). Estimativas sugerem que aproximadamente 50% dos casos novos de DM2 poderiam ser prevenidos, evitando-se o ganho de peso em excesso, e outros 30%, com o aumento da prática de atividade física (BRASIL, 2001). O impacto destas intervenções poderia levar a uma redução de 34 a 43% a longo prazo, no risco de ter diabetes mellitus tipo 2 (HERMAN, 2016; MAFFI; SECCHI, 2017).

Além dos fatores individuais relacionados a ocorrência do DM2, acredita-se que exista uma ação conjunta entre fatores individuais e sociais, relacionados ao estilo de vida e ao ambiente. Dessa forma, a interação entre esses fatores requer informações em todas as dimensões, o que possibilita a explicação dos mecanismos biológicos mais relevantes para o acometimento dessas doenças, a partir de informações sobre suscetibilidade e resistência, além da determinação dos fatores individuais e ambientais mais importantes para essas vias (AMUDA; BERKOWITZ, 2019). Fatores biológicos e comportamentais, ou combinados, não têm sido suficientes para explicar a prevalência do diabetes na população adulta (LAKE; TOWNSHEND, 2006). Os principais fatores de risco modificáveis para o diabetes incluem a obesidade, atividade física e dieta (AMUDA; BERKOWITZ, 2019). Ainda em 1997, Swinburn, Egger e Raza (1999) já propunham por exemplo, um modelo ecológico para entender a obesidade e destacavam que, também o ambiente é um fator primordial para o entendimento do excesso de peso. Os autores definiram também o ambiente obesogênico como sendo a “soma das influências que o ambiente, as oportunidades ou as condições de vida têm na promoção da obesidade em indivíduos ou populações” (SWINBURN; EGGER; RAZA, 1999). Diante disso, reforça-se a demanda por abordagens que considerem as chamadas “influências de massa”, isto é, a ação de fatores que afetam a população como um todo. E nesse sentido, fica clara a importância da relação entre o ambiente onde os indivíduos estão aninhados e os desfechos de saúde, uma vez que o ambiente tem sido demonstrado como facilitador ou barreira para um

estilo de vida saudável (BETHLEHEM *et al.*, 2014; BRIGGS *et al.*, 2019), reforçando que, além dos fatores genéticos e individuais, existe uma complexa relação do ambiente físico e social da vizinhança sobre os indivíduos e o acesso a alimentos saudáveis e a prática de atividades físicas.

1.3 Ambiente físico e social da vizinhança

Comportamentos de risco ou proteção para saúde podem relacionar-se ao local de moradia e as diferenças atribuídas ao contexto físico e social da vizinhança dos espaços urbanos nos quais esses indivíduos estão inseridos devem ser levadas em consideração (GALEA; VLAHOV, 2005; CAIAFFA *et al.*, 2008).

O ambiente físico é subdividido em ambiente natural e construído. O primeiro inclui espaços que não foram modificados pelo homem, como lugares abertos, características do clima, vegetação e topografia. Já o segundo, refere-se às construções, espaços ou objetos que foram modificados pelo homem, como o *design* e formas de conexão das ruas, presença de calçadas, instalações recreativas públicas e privadas, máquinas de venda de alimentos e distribuição de pontos residenciais e comerciais (GLANZ *et al.*, 2005; SALLIS, 2009). Além do ambiente físico, outra dimensão faz parte da avaliação do ambiente, que é o ambiente social, representado pela interação entre indivíduos, cultura, normas e indicadores de desordem social (DIEZ ROUX; MAIR, 2010).

1.3.1 A influência do ambiente na prática de atividade física

A prática de atividade física de forma regular é fator de proteção para diversas DCNT, além de proporcionar benefícios físicos e mentais (WORLD HEALTH ORGANIZATION, 2013). Porém, ao longo das últimas décadas, mudanças sociais têm reduzido drasticamente a necessidade de atividade física na vida diária. Entre estas mudanças, destaca-se a complexificação do espaço urbano, que desencoraja a prática de atividade física no deslocamento (HALLAL *et al.*, 2011).

Estudos das características psicossociais ou sociodemográficas têm sido realizados buscando explicar a associação destes fatores com a prática de atividade física (DUMITH, 2008). Porém, estes fatores são insuficientes para explicar todo o contexto da baixa prática de atividade física.

Neste aspecto, Sallis *et al.* (2006) propuseram um modelo conceitual para demonstrar como a prática de atividade física é determinada por diversos fatores em diferentes níveis. Sendo o primeiro nível, fatores individuais, considerados fatores demográficos, biológicos e psicológicos. Já o segundo e terceiro nível se referem ao ambiente físico e social. Sendo o segundo nível a percepção de segurança, atratividade, conforto e condições das instalações para a prática de atividade física e o terceiro a estrutura do bairro, o sistema de transporte, clima, topografia, qualidade do ar, capital social, espaços públicos abertos, equipamentos e instalações de lazer (SALLIS *et al.*, 2006).

1.3.2 A influência do ambiente no consumo alimentar

Segundo Briggs *et al.* (2019), o ambiente onde os indivíduos se encontram está intimamente ligado aos desfechos de saúde, já que esse demonstra poder agir como facilitador ou dificultador para um estilo de vida saudável (BRIGGS *et al.*, 2019). Os estudos acerca das influências do ambiente na saúde dos indivíduos começaram na década de 1990 e, desde então, as evidências científicas sugeriram que o ambiente pode influenciar no comportamento alimentar das pessoas, incluindo no consumo de frutas e hortaliças (GISKES *et al.*, 2007). Um âmbito importante de ser avaliado são os estabelecimentos comerciais de alimentos, onde as pessoas compram e/ou consomem alimentos (GARFINKEL-CASTRO *et al.*, 2017), definido como ambiente alimentar.

O ambiente alimentar pode ser definido pelos ambientes físico e construído (disponibilidade de estabelecimentos e alimentos, qualidade e promoção), econômico (custos), político (políticas governamentais) e sociocultural (normas e comportamento), em que se vive, estuda e/ou trabalha, e que propiciam oportunidades e condições que afetam a salubridade da alimentação e o estado nutricional dos indivíduos e da comunidade (SWINBURN *et al.*, 2013). Estudos realizados em diferentes cenários apontam a relação entre o ambiente alimentar e o consumo alimentar e estado nutricional dos indivíduos (DURAN *et al.*, 2015; MERCILLE *et al.*, 2016; SVASTISALEE *et al.*, 2016). Em seu estudo, Duran *et al.* (2013) encontraram que restaurantes *fast food* geralmente estão localizados em regiões onde a um menor nível socioeconômico, enquanto supermercados e restaurantes que oferecem refeições completas já estão localizados em regiões com níveis socioeconômicos mais favorecidos. Além disso foi evidenciado que a qualidade e variedade dos alimentos oferecidos pelos estabelecimentos era menor quando esses se encontravam em regiões desfavorecidas socioeconomicamente

(DURAN *et al.*, 2013). Outros aspectos do ambiente capazes de influenciar diretamente no consumo alimentar saudável incluem o comércio inadequado, o preço dos alimentos, a carência de iniciativas públicas e a publicidade demasiada em produtos não saudáveis (SANTOS *et al.*, 2019).

1.3.3 Ambiente físico/social e diabetes mellitus tipo 2

Fatores relacionados aos ambientes físicos e sociais da vizinhança podem aumentar o risco de desenvolvimento de diversas doenças crônicas não transmissíveis, como o DM2. Através dos efeitos da disponibilidade limitada de alimentos saudáveis, recursos de atividade física e outras características do ambiente construído relacionadas à dieta e à atividade física dos residentes (MOORE; DIEZ ROUX; BRINES, 2008). Além disso, aspectos do ambiente social do bairro, tais como coesão social, problemas de vizinhança e violência de vizinhança, podem contribuir para o DM2 através do estresse, transmissão de comportamentos de saúde negativos e falta de apoio social (DIEZ ROUX; MAIR, 2010).

Um estudo realizado por Gebreab *et al.* (2017) com adultos afro-americanos encontrou que a maior coesão social da vizinhança foi associada a uma incidência 22% menor de DM2, enquanto a maior densidade de lojas de alimentos desfavoráveis foi associada a uma incidência 34% maior de DM2 após ajuste para fatores de risco de nível individual (OR=0,78 [0,62, 0,99] e OR=1,34 [1,12, 1,60]). Um estudo de coorte populacional de 5124 adultos de 45 a 84 anos sem DM2 verificou que se exposições de longo prazo aos ambientes físicos e sociais da vizinhança, incluindo a disponibilidade de alimentos saudáveis e recursos para a prática de atividade física e maiores níveis de coesão social e segurança, estavam associadas a menor incidência de DM2 durante um período de 10 anos. Nos modelos ajustados, os autores encontraram que um menor risco para desenvolver o DM2 foi associado com maior exposição cumulativa a indicadores de alimentos saudáveis de vizinhança (RR: 0,88 [95% CI, 0,79-0,98]) e recursos de atividade física (RR: 0,79 [95% CI, 0,71-0,88]). O ambiente social do bairro não foi associado a incidência de DM2 (RR: 0,96 [95% CI, 0,88-1,07]) (CHRISTINE *et al.*, 2015).

A associação entre o status socioeconômico de vizinhança e características do ambiente construído que afetam a atividade física estão diretamente associados à incidência e ao controle do diabetes, tendo sido replicada em inúmeros estudos, inclusive em estudos experimentais e quase experimentais, como reportado em revisão narrativa por Bilal Auchincloss e Diez-Roux (2018). Em síntese os autores Amuda e Berkowitz (2019) em uma revisão integrativa da

literatura, discutem que as políticas públicas devem ser destinadas a melhorar o ambiente construído para a redução do risco de diabetes. Mas, por enquanto, poucas evidências diretas apoiam sua eficácia na redução do risco de DM2. Desta forma, trabalhos futuros devem avaliar rigorosamente as políticas destinadas a reduzir o DM2 através do ambiente construído (AMUDA; BERKOWITZ, 2019).

1.3.4 Distribuição espacial do diabetes associado a variáveis socioeconômicas e individuais

Diversos estudos vêm destacando a relação da geografia com o DM, tendo como objeto de investigação a carga global do diabetes e sua tendência, ambiente socioeconômico, fatores associados, mortalidade, características das áreas geográficas, determinante sociais, entre outras (BRAGG *et al.*, 2017; HERNANDEZ *et al.*, 2020; LIN *et al.*, 2020; BRAVERMAN-BRONSTEIN *et al.*, 2021).

Um estudo, realizado em 195 países, analisou a tendência temporal da carga global do DM e apontou um aumento de 129,7% entre 1990 e 2017. Aumento gradual que passou de 111,3 milhões em 1990 para 22,9 milhões em 2017. A previsão da carga diabética de 2018 a 2015 foi de aumento na incidência (26,6 milhões), prevalência (570,9 milhões), morte (1,59 milhões) e “anos de vida ajustados pela incapacidade” (79,3 milhões) para todos os territórios (LIN *et al.*, 2020).

A distribuição geográfica da carga diabética está associada ao *status* socioeconômico de cada país, cidades e de seus respectivos territórios (LIN *et al.*, 2020; HERNANDEZ, 2020; BRAVERMAN-BRONSTEIN *et al.*, 2021). Neste aspecto, evidencia-se uma maior incidência e prevalência do DM tipo 2 em países com índice sociodemográficos baixo-médio, médio e médio-alto, enquanto que o DM do tipo 1 em países de alta renda. A propensão ao DM do tipo 2 acometer pessoas que residem em locais com *status* socioeconômicos inferior a alta renda deve-se à dieta pobre em frutas, dieta ocidentalizada, redução da frequência de atividade física e baixo nível de educação (KHAN *et al.*, 2014; LIN *et al.*, 2020).

Em cidades latino-americanas, a prevalência de DM está sobre influência de gradientes sociais, associados ao nível de escolaridade da população. Investigadores da equipe do projeto *Salud Urbana em América Latina* (SALURBAL) descobriram que mulheres com nível de escolaridade mais altos apresentam uma proporção menor de DM, independente do desenvolvimento socioeconômico. Nos homens, a associação de educação com diabetes variou entre os países e essa associação foi modificada pelo ambiente social da cidade, de modo que

uma associação inversa surgiu à medida que as condições socioeconômicas da cidade melhoravam (BRAVERMAN-BRONSTEIN *et al.*, 2021).

Outro ponto destacado pelo projeto SALURBAL é a transição do ambiente de varejo como um determinante para a incidência do DM. Em cidades de países de baixa e média renda tem se observado um rápido crescimento das cadeias de lojas de conveniência e supermercado, concomitante ao declínio na densidade de lojas de frutas e vegetais. Com isso, indivíduos adultos que vivem em bairros que tiveram um declínio na densidade de lojas destes produtos naturais apresentaram maiores chances de ter diabetes, quando comparado com os adultos que viviam em bairros onde estas lojas de conveniência e não mudaram (OR 3,90) (PÉREZ-FERRER *et al.*, 2020).

A distribuição de casos de DM é maior em áreas urbanas do que em rurais (DPHIL *et al.*, 2017). Dentro de áreas urbanas, a densidade populacional pode determinar o percentual de chance da população ter DM (MACALEXANDER *et al.*, 2022). O crescimento desordenado de grandes aglomerados urbano, e não somente a urbanização em si, está associado a uma maior prevalência de DM em todos o mundo. Somado a isso, o efeito da urbanização difere dependendo do estágio de transição epidemiológica, nutricional e demográfica de cada país, pois ambientes urbanos são considerados potencialmente obesogênicos e diabetogênicos (GASSASSE *et al.*, 2017).

Por outro lado, quando se compara a proporção das taxas de mortalidade associada ao diabetes entre áreas urbanas e rurais, verifica-se que a maioria dos casos de mortalidade ocorrem em adultos que residem em áreas rurais. A mortalidade decorre de uma gama de doenças e causas externas, principalmente, cardiovasculares e metabólicas, que incluem a cetoacidose diabética, doença renal crônica, acidente vascular encefálico entre outras (DPHIL *et al.*, 2017).

O Brasil se destaca como um dos países da América Latina que teve o aumento das taxas de diabetes associadas a transição demográfica. Entre o período de 1990 a 2017 o país registrou aumento em sua incidência de DM, principalmente em decorrência do envelhecimento populacional. Ao analisar a região de maior prevalência e mortalidade observa-se que ambos ocorrem com maior frequência na região nordeste e norte. As projeções apontam que a carga de mortalidade atribuída ao diabetes aumentará em 144% até 2040, colocando a diabetes entre as principais causas de morte no Brasil (DUNCAN *et al.*, 2020).

Uma possível hipótese de solução para reverter o crescimento exponencial do DM no Brasil é reforçar as ações do sistema nacional de saúde brasileiro no geral com enfoque na prevenção do DM. Ter uma atenção rigorosa para ofertar tratamentos mais acessíveis para as

complicações do DM e comorbidades, assim como melhorar a adesão ao tratamento são práticas exitosas relevantes, que devem ser consideradas pelos gestores em saúde a fim de garantir maior sobrevivência da população acometida pelo DM (DUNCAN *et al.*, 2020).

Dentre a população diagnosticada com diabetes, muitas não sabiam que apresentavam níveis de glicose plasmática em jejum alta antes de ser testada, caracterizando assim a dificuldade de acesso ao serviço de saúde e demais questões ligadas aos determinantes sociais da saúde (KHAN *et al.*, 2014; HILL-BRIGGS *et al.*, 2021). Neste sentido, torna-se relevante considerar a disparidade geografia da prevalência da DM para planejar intervenções na população, assim como realizar o diagnóstico precoce e reestruturar programas de saúde com ações personalizadas às áreas geográficas específicas (KHAN *et al.*, 2014).

Além dos riscos metabólicos, fatores comportamentais e socioeconômicos que se associam ao DM e que potencializam as taxas de mortalidade, há de se analisar outros agravantes peculiares aos territórios (HERNANDEZ *et al.*, 2020; LIN *et al.*, 2020). A poluição do ar doméstico por combustíveis sólidos, mais comum em territórios menos favorecidos socialmente, é um exemplo de agravante que aumenta a mortalidade prematura, associada ao DM. A poluição do ar doméstico foi responsável por 13% das mortes em todo o mundo (LIN *et al.*, 2020).

Fato curioso são as covariáveis associadas à prevalência de DM que corroboram com disparidade geográfica identificada no interior de alguns países. Determinados grupos populacionais com diagnóstico de DM e demais comorbidades, em algumas regiões, têm se mostrado agrupadas em localizações geográficas definidas. Estudo com técnicas espaciais tem disso empregadas para confirmar a existência de padrão em diversas regiões. Neste sentido, tais técnicas são importantes considerando a sua aplicação em saúde e direcionamento de diversos recursos para a subsidiar planejamento e ações em saúde (JIWA *et al.*, 2015). Na Índia, um estudo identificou um agrupamento espacial da prevalência do DM associado a fatores comportamentais, socioeconômicos e, também evidenciou lugares de sobreposição potencial com locais de maior ocorrência tuberculose (HERNANDEZ *et al.*, 2020).

Outra importante disparidade geográfica observada é a que se refere a minorias raciais e étnicas em populações adultas de baixa renda, diferença essa que foi agravada na pandemia da COVID-19 (HILL-BRIGGS *et al.*, 2021). Um estudo seminal conduzido em regiões do Estados Unidos confirma a variação racial e geográfica, caracterizada pela maior prevalência de diabetes entre negros e sulistas, influenciada pela educação e renda. Ainda nesse estudo, os pesquisadores verificaram que o DM contribui substancialmente para as disparidades raciais e geográficas na mortalidade por acidente vascular encefálico (VOEKS *et al.*, 2008).

2 OBJETIVOS

2.1 Objetivo geral

Estimar o risco espacial da ocorrência de diabetes associado à variáveis socioeconômicas individuais e do ambiente socioeconômico da vizinhança dos participantes do Estudo Longitudinal de Saúde do Adulto (ELSA-Brasil).

2.2 Objetivos específicos

- a) Identificar *clusters* geográficos para os dados pontuais de diabetes tipo 2 entre participantes do Estudo Longitudinal de Saúde do Adulto (ELSA-Brasil) residentes em Belo Horizonte e Salvador. (Artigo 1);
- b) Verificar características ambientais socioeconômicas individuais e de vizinhança associadas aos aglomerados espaciais identificados de DM2. (Artigo 1);
- c) Analisar se as condições socioeconômicas do indivíduo e do ambiente de vizinhança estão associadas a áreas com maior agrupamento geográfico de casos incidentes de diabetes tipo 2 em participantes do estudo ELSA. (Artigo 2).

3 MÉTODOS

3.1 Cenário do estudo

Este estudo foi conduzido nas cidades de Belo Horizonte e Salvador. Belo Horizonte é uma capital localizada na região central do estado de Minas Gerais, Sudeste do Brasil e Salvador, capital do estado da Bahia, é situada na zona da mata da região Nordeste do Brasil.

3.1.1 Definição das cidades de Belo Horizonte e Salvador

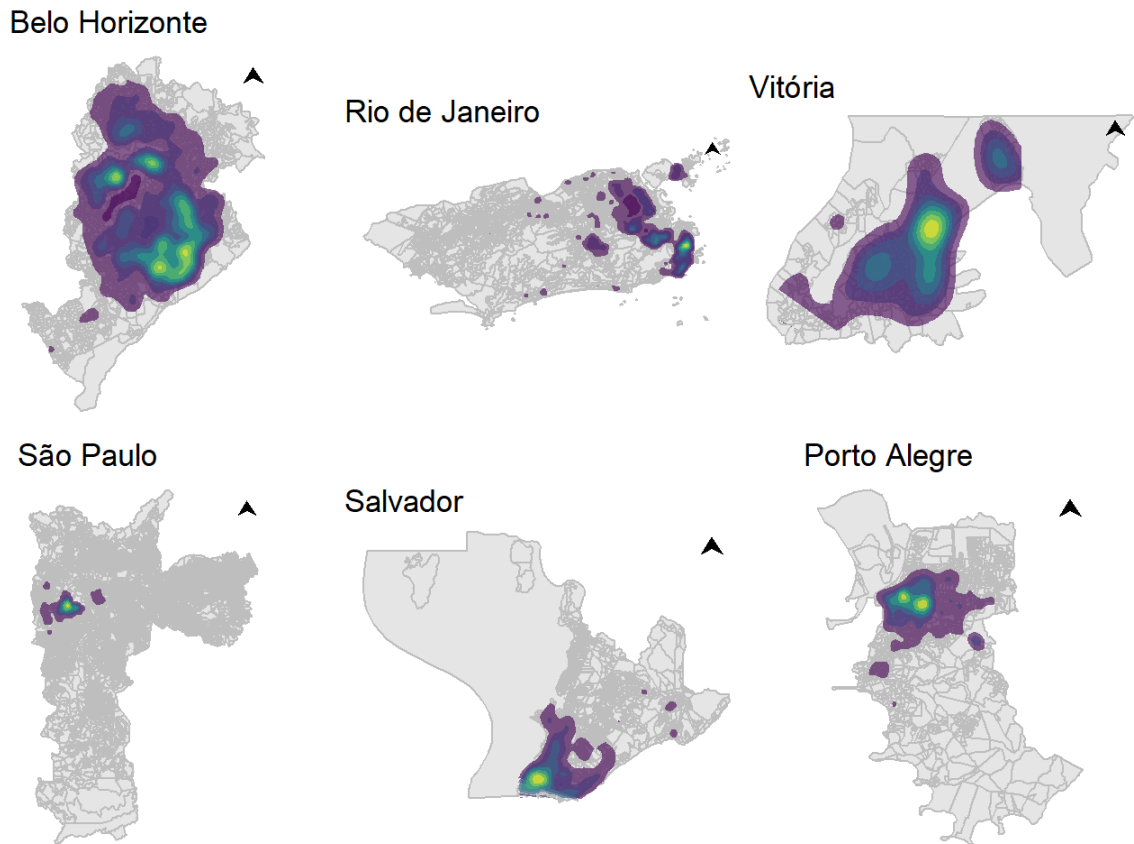
Para definir quais das capitais 6 capitais (Belo Horizonte, Salvador, Vitória, Porto Alegre, São Paulo e Rio de Janeiro) seriam selecionadas para este estudo, foi realizado as seguintes análises estatísticas.

O primeiro passo foi avaliar como os casos de diabetes e os controles estavam distribuídos no espaço de cada município, em seguida, o objetivo foi verificar como a taxa de diabetes se comporta na superfície espacial. Ambas as análises foram feitas realizando: (I) Uma grade hexagonal onde cada hexágono, que foi preenchido com uma cor correspondente à quantidade de pontos dentro dele (ou à taxa de diabetes); (II) Uma superfície contínua estimada por um estimador de densidade de kernel, tanto para as contagens quanto para a taxa de diabetes (Figura 1)

Um interesse preliminar antes da análise inferencial ser realizada foi descrever como o número de casos de diabetes melito está distribuído no espaço geográfico. Uma maneira de verificar isso é a estimativa de densidade do kernel espacial, que cria um mapa de calor 2D correspondente à densidade de pontos (participantes com ou sem diabetes tipo II). Assim foi possível construir os mapas para entender melhor como os pontos estavam espalhados no plano espacial para cada cidade.

A análise gerou a densidade de pontos agrupados em uma grade hexagonal. É uma forma de visualizar todos os pontos, pois alguns pontos em baixa densidade podem não aparecer na estimativa de densidade do kernel. Com relação à densidade de pontos, observamos que a maioria dos pontos de São Paula está localizada na região centro-oeste, enquanto a cidade de Belo Horizonte apresentou um padrão mais contínuo e disperso. Existem algumas cidades com ilhas de pontos, como Rio de Janeiro e São Paulo.

Figura 1 – Análise de Kernel para as 06 capitais



Fonte: (Próprio autor, 2021). A seta em preto sinaliza o norte geográfico.

Após a avaliação da distribuição espacial por meio de ferramentas visuais como a grade hexagonal e o estimador de densidade de kernel, buscou-se verificar se há algum tipo de padrão na distribuição. Essa etapa da análise foi realizada pelo método SaTScan de detecção de cluster geográficos (seção 1.4). Identificamos clusters geográficos significativos ($\leq 0,05$) em 3 capitais: Belo Horizonte, Salvador e Vitória. A cidade de Vitória não foi utilizada por conter uma quantidade de participantes inferior as demais capitais. Após estas etapas optou-se por trabalhar nesta Tese com 2 capitais, Belo Horizonte e Salvador.

3.1.2 Belo Horizonte

Belo Horizonte foi inaugurada em 12 de dezembro de 1897, substituindo a antiga capital mineira de Vila Rica (INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA, 1958). Seu planejamento foi iniciado no ano de 1894 por uma Comissão Construtora, tendo o objetivo de criar uma cidade baseada nos modelos de Paris (França) e de La Plata (Argentina). Foram

estabelecidas três áreas de ocupação, sendo elas a zona urbana, a zona suburbana e a zona rural, projetadas para comportar cerca de 200.000 habitantes. A zona urbana, delimitada pela Avenida do Contorno e com traçados de ruas regulares e racionalmente ordenados, foi destinada à residência de funcionários públicos e à instalação de serviços administrativos, repartições públicas, equipamentos comerciais e bancos. A zona suburbana estava localizada no entorno externo à Avenida do Contorno e possuía traços de ruas irregulares e pior infraestrutura, sendo destinada às camadas mais populares. Por fim, a zona rural foi projetada para ser o cinturão verde da capital, com sítios de produção de hortifrutigranjeiros que abasteceriam a cidade (BELO HORIZONTE, 1996).

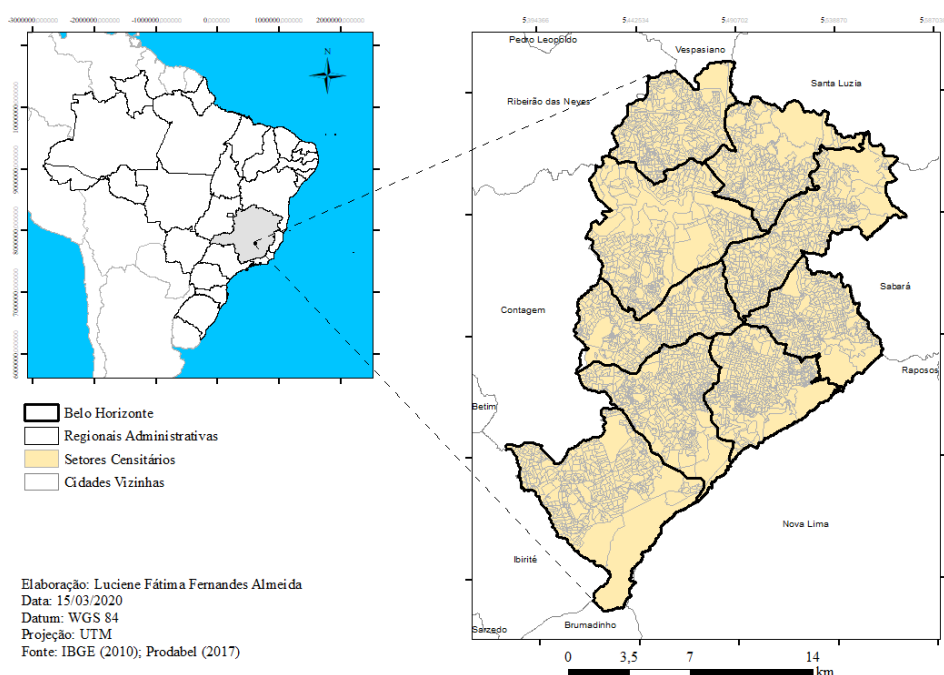
O planejamento da cidade de Belo Horizonte foi nitidamente segregacionista e o projeto de arborização da capital apresentou as mesmas características. O interior da Avenida do Contorno apresentou estruturação robusta do Parque Municipal, das praças e da arborização das ruas, tornando-se destaque no cenário brasileiro. No entanto, pretendia-se que estes equipamentos públicos fossem destinados somente a uma parcela restrita da população, ação nitidamente exposta no Decreto nº 10, do ano de 1925, o qual proibia a entrada de pessoas alienadas, descalças, indigentes, não decentemente trajadas ou carregando objetos de grande volume nas praças e jardins da cidade (BELO HORIZONTE, 1925; DUARTE, 2007).

Entre as décadas de 1950 e 1960, Belo Horizonte passou por um crescimento populacional rápido devido ao processo migratório, bem como teve um aumento expressivo da frota de automóveis. O fluxo intenso de pessoas e carros causou danos às raízes das árvores localizadas nas ruas da cidade, e conseqüentemente à sua saúde, favorecendo o aumento da propagação de insetos na região. Somado a isso, alegava-se a necessidade de alargamento das principais ruas e avenidas da cidade como forma de melhorar o tráfego de veículos. Esses fatores contribuíram para a decisão da Prefeitura realizar o corte de muitas árvores na década de 1960, diminuindo consideravelmente a cobertura vegetal da cidade (BH..., 1996; DUARTE, 2007).

Em oposição ao planejamento, Belo Horizonte cresceu além das expectativas e de forma desordenada e desigual nos limites para além da Avenida do Contorno (UNIVERSIDADE FEDERAL DE MINAS GERAIS, 2020). Atualmente, o município é totalmente urbanizado e o maior entre os 34 municípios que compõem a Região Metropolitana de Belo Horizonte. Com extensão territorial de 331,401 Km, Belo Horizonte possui 487 bairros distribuídos em nove regionais administrativas (Norte, Nordeste, Leste, Barreiro, Oeste, Pampulha, Venda Nova, Noroeste e Centro-Sul) (Figura 2) (BELO HORIZONTE, 2018).

Conforme dados do censo demográfico do ano de 2010, Belo Horizonte apresentava população residente composta por 2.375.151 pessoas, e densidade demográfica de 7.167 habitantes/ Km. Nesse mesmo ano, foram contabilizados 3.936 setores censitários com extensão territorial média de 0,84 Km, e a cidade ocupava a 20ª posição entre as cidades brasileiras com maior Índice de Desenvolvimento Humano (IDH), apresentando um índice de 0,810, superior à média nacional de 0,727 (INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA, 2011a, 2017).

Figura 2 – Regionais administrativas, setores censitários e localização de Belo Horizonte (MG).



Fonte: (BELO HORIZONTE, 2018)

3.1.3 Salvador

Em 29 de março de 1549 Tomé de Souza, com ordens de D. João III de fundar a cidade-fortaleza chamada de São Salvador, por meio da implantação do Governo-Geral do Brasil pelo Império Português, inaugurou a cidade de Salvador. Assim, sem nunca ter sido província, nasce a capital do Brasil. O historiador, Cid Teixeira comenta que o empreendimento de construção da primeira capital do Brasil, no século XVI, equiparou-se a construção de Brasília, no século XX, haja vista as duas cidades terem sido fruto de decisões políticas de ocupação territorial e o desenvolvimento urbanístico.

Salvador seguiu o modelo de urbanização adotado por cidades costeiras portuguesas incorporando as características do meio físico ao desenho urbano. Devido ao relevo acidentado, se projeta sobre a Baía de Todos os Santos, assumindo um formato triangular, em cujo vértice está o Farol da Barra. Nesse sentido a cidade de Salvador foi dividida em duas partes, cidade alta e cidade baixa. A cidade alta foi planejada para os setores institucionais e políticos, enquanto a cidade baixa foi pensada para os setores portuários e comerciais. Havendo uma diferença de nível entre as cidades de 72 metros, um elevador (o primeiro instalado no Brasil), conhecido como o Elevador Lacerda, conecta as duas "cidades" desde 1873.

A Região Metropolitana de Salvador é composta por Salvador e outros doze municípios na área metropolitana: Camaçari, Candeias, Dias D'ávila, Itaparica, Lauro De Freitas, Madre De Deus, Mata De São João, Pojuca, Salvador, São Francisco Do Conde, São Sebastião Do Passé, Simões Filho, Vera Cruz (FÓRUM NACIONAL DE ENTIDADES METROPOLITANAS, [2018]). Em 2021 com 2.900.319

O processo de industrialização regional na década 1960, especialmente em Salvador, estimulou o avanço da população para o interior e intensificou a formação das periferias na capital. Soma-se ainda a venda de terras públicas municipais em 1968 que impactou o mercado especulativo imobiliário de forma a encarecer os terrenos do centro e da orla atlântica, assim como também estimulou o crescimento desordenado de favelas (BRITO, 2005; SALVADOR, 1968).

Tendo em vista, o ranking dos municípios brasileiros por PIB em 2019, percebe-se que Salvador ocupava a primeira posição das capitais nordestinas e o décimo sétimo quanto aos demais municípios brasileiros (INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA, 2019; INSTITUTO DE PESQUISA ECONÔMICA APLICADA, 2015). Salvador se destaca também quanto o Índice de Desenvolvimento Humano (IDH) em 0,791 que em 2021 ficou acima do IDH do Brasil que registrou 0,710. Outro aspecto que é Índice de Gini 0,49 que também ficou melhor quando comparado ao Brasil que registrou 0,640 em 2021 (INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA, 2019; INSTITUTO DE PESQUISA ECONÔMICA APLICADA, 2015).

Contudo segundo dados do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE), Salvador em 2021 tem população estimada em 2.900.319 habitantes e 693,8 km², 30% da população (882.204 pessoas) tem como moradia os chamados aglomerados subnormais (favelas). Nesse sentido, em 2019 a renda per capita familiar mediana mensal estava em R\$300,00 para população residente em favelas, enquanto a renda percapita mensal da cidade

estava em R\$ 1.851,10 (INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA, 2019).

Apesar das riquezas registradas no ano de 2019, Salvador tem um alto nível de desigualdade social. De acordo com o Programa das Nações Unidas para o Desenvolvimento (PNUD) e o Atlas de Desenvolvimento Humano da Região Metropolitana de Salvador (BA), o IDH-M de alguns bairros a Região Metropolitana de Salvador é compatível com alguns países europeus, enquanto outros bairro são compatíveis com países africanos (PROGRAMA DAS NAÇÕES UNIDAS PARA O DESENVOLVIMENTO; INSTITUTO DE PESQUISA ECONÔMICA APLICADA; FUNDAÇÃO JOÃO PINHEIRO, 2020).

Em Salvador, a área geográfica dos territórios populares ocupa cerca de 60% da cidade, suas maiores porções se manifestam no Subúrbio Ferroviário de Salvador e na área norte da cidade considerada o Miolo Urbano, contabilizando também àquelas áreas que ficam encurraladas entre bairros de classe média, a exemplo de Calabar, Nordeste de Amaralina e etc. (SOARES, 2006).

O planejamento urbano é determinado por um plano diretor municipal, o Plano Diretor é uma peça chave para combater a retenção especulativa do imóvel urbano, tendência histórica, territorializada, de privatização dos investimentos urbanos em infraestrutura, estrutura e equipamentos urbanos nas áreas da cidade de concentração e interesse das classes dominantes (ALFONSIN, 2015).

Em fevereiro de 2008, a Câmara de Salvador, aprovou uma nova versão do Plano Diretor de Desenvolvimento Urbano (PDDU) para Salvador. Entretanto, houve apropriação empresarial e consequente aumento do nível de desmatamento da Mata Atlântica (ROCHA, 2010; GOMES, 2017).

“Embora o PDDU de 2008 tenha se referido ao conforto ambiental, demonstrando alguma preocupação com relação ao fenômeno das ilhas de calor urbana, não apresenta um encaminhamento prático para mitigação desse aspecto” (GOMES; SERRA; NUNES, 2017, p. 327).

A judicialização foi promovida por sete associações e o Conselho Regional de Engenharia e Arquitetura (CREA- BA).¹ O PDDU de 2016 retoma o detalhamento necessário.

¹ Ação Civil Pública no 0003304-55.2008.4.01.3300. O juízo de primeira instância julgou-se incompetente, determinado a remessa para a Justiça Estadual. A decisão recursal do TRF, reconheceu a competência da Justiça Federal mandando processar a ação que ainda tramita. Com vários recursos, o processo ainda está em curso, havendo novos recursos. A última movimentação foi em 27/11/2019, na Seção Judiciária do Estado da Bahia- 6ª Vara – Salvador (BRASIL, 2019).

Salvador destaca-se quanto as atividades institucionais, a Casa da ONU, um escritório compartilhado por cinco organizações do Sistema ONU no Elevador Lacerda. Em 26 de novembro de 2010 foi inaugurado e atualmente congrega a Organização Internacional do Trabalho (OIT), o Fundo das Nações Unidas para a Infância (Unicef), o Fundo de População das Nações Unidas (UNFPA), o Fundo Internacional de Desenvolvimento Agrícola (FIDA) e o Programa das Nações Unidas para o Desenvolvimento (PNUD), este último é o coordenador da atuação das agências do sistema no país (CASA..., 2019).

Como centro econômico do estado, Salvador é também cidade portuária, centro administrativo e turístico. É sede de importantes empresas regionais, nacionais e internacionais, a exemplo da Organização Odebrecht, Braskem, Coelba, Suzano. Salvador também conta com um grande polo petroquímico com a refinaria Landulpho Alves (RLAM) (PETROBRAS, 2021), localizada em Madre de Deus, distrito de Salvador. Salvador também conta com as vantagens de sua localização geográfica rodoviária, ferroviária, aérea e aquática, haja vista as rodovias federais BR-101 e BR-116 atravessam a Bahia de norte a Sul, oferecendo uma ligação de Salvador para o resto do país. Nas águas, o transporte é marítimo municipal e intermunicipal, por barcas (Sistema Ferry-Boat) e por lanchas e catamarãs. Nesse sentido a construção civil também tem destaque na cidade, haja vista a grande expansão horizontal e vertical da cidade. O Porto de Salvador também é um grande expoente da economia soteropolitana com volume de 5.197.659 toneladas em 2022, o porto de Salvador, localizado na Bahia de Todos os Santos.

A infraestrutura de turismo de Salvador, sendo a principal atividade econômica da cidade, especialmente em termos de alojamento, é uma das maiores do país. De acordo com o titular da Secretaria Municipal de Cultura e Turismo (Secult) “A preferência dos visitantes pela nossa cidade é fruto da devida atenção que a gestão está dando para o turismo, que corresponde a cerca de 20% do PIB de Salvador” (SALVADOR..., 2019). Sendo um grande polo cultural e artístico, conhecida por ter o maior carnaval de rua do mundo, registrado no Guinness Book, representa um grande símbolo nacional para o Brasil.

3.2 Delineamento e população do estudo

Trata-se de um estudo de coorte com delineamento transversal e longitudinal conduzido com participantes do Estudo Longitudinal de Saúde do Adulto (ELSA-Brasil).

O ELSA-Brasil é uma coorte brasileira conduzida com servidores públicos de instituições de ensino e pesquisa (Universidades Federais da Bahia, Espírito Santo, Minas Gerais, Rio Grande do Sul, Universidade de São Paulo e Fundação Oswaldo Cruz) localizados em seis capitais brasileiras. O estudo foi originalmente desenhado para investigar o desenvolvimento de doenças crônicas não transmissíveis, principalmente o diabetes e as doenças cardiovasculares, bem como seus fatores de risco comportamentais, biológicos, ambientais, ocupacionais, psicossociais e sociais.

Para a constituição da amostra, considerou-se a população-alvo de servidores públicos das instituições mencionadas, ativos ou aposentados, com idade entre 35 e 74 anos. Os critérios de exclusão foram: comprometimento cognitivo ou de comunicação severos; residir fora da região metropolitana onde o centro de estudo está inserido; intenção de desligamento da instituição pública em futuro recente; ou gestação atual ou recente (há menos de quatro meses antes da primeira entrevista). O tamanho amostral foi definido a partir de nível de significância de 5%, prevalência estimada dos desfechos de interesse de 20%, poder do estudo de 80% e risco relativo igual a 2,0. Dessa forma, estimou-se um tamanho amostral aproximado de 6.400 pessoas. Considerando a possibilidade de perdas de seguimento e as diferenças de gênero, o tamanho amostral foi ampliado para 15.000 servidores públicos (AQUINO *et al.*, 2012).

Foram efetivamente incluídos 15.105 participantes durante a linha de base do estudo (Visita 1), que ocorreu entre os anos de 2008 e 2010. A segunda visita (Visita 2) ocorreu entre os anos de 2012 e 2014 e contou com a participação de 14.014 servidores (taxa de retenção = 92,8%), havendo recusas ($n = 887$) e óbitos ($n = 204$). A terceira visita de entrevistas e exames (Visita 3) ocorreu entre 2017 e 2019, contando com a participação de 12.636 servidores (taxa de retenção = 83,7%), contabilizando 1.919 recusas de participação e 346 óbitos. Em todas as visitas foram realizadas entrevistas face a face com uso de questionário padronizado para averiguar características sociodemográficas, comportamentos relacionados à saúde, fatores psicossociais e condições de saúde, além da realização de medidas antropométricas de pressão arterial e exames clínicos, laboratoriais e de imagem.

3.3 População do estudo

Para as análises do artigo 1 foram incluídos um total de 2.486 indivíduos para Belo Horizonte e 1.849 para Salvador. Foram elegíveis apenas participantes do ELSA-Brasil com residência na cidade de Belo Horizonte (MG) e Salvador (BA) no momento da avaliação de

linha de base (2008-2010), respectivamente 3.115 e 2.029 participantes. Dentre eles, foram excluídos aqueles sem dados válidos para as coordenadas geográficas relativas ao endereço residencial e indígenas (N = 59 e N = 96, respectivamente), aqueles com coordenada geográfica fora dos municípios de estudo de Belo Horizonte e de Salvador (N = 570 e N = 84, respectivamente).

Para as análises dos casos incidentes de diabetes tipo II dos indivíduos do estudo ELSA foram incluídos os indivíduos de Belo Horizonte e Salvador na linha de base e ondas 2 e 3. Foram considerados inicialmente 2.563 participantes para Belo Horizonte e 1.551 em Salvador. Dentre eles, foram excluídos aqueles sem dados válidos para as coordenadas geográficas relativas ao endereço residencial e o desfecho de interesse e os indígenas e amarelos (N = 136 e N = 101, respectivamente). Considerando no final para 2.427 participantes para Belo Horizonte e 1.450 em Salvador.

3.3.1 Georreferenciamento dos locais de moradia dos participantes do ELSA-Brasil

O processo de georreferenciamento dos locais de moradia dos participantes do ELSA-Brasil foi realizado pelo Laboratório de Geoprocessamento (LabGeo), vinculado ao Laboratório de Informação em Saúde (LIS) do Instituto de Comunicação e Informação Científica e Tecnológica em Saúde da Fundação Oswaldo Cruz (ICICT/Fiocruz) do Rio de Janeiro. O georreferenciamento foi realizado por meio do processo de geocodificação, em que as coordenadas geográficas de latitude e longitude são obtidas a partir de endereço. O endereço residencial dos participantes foi coletado durante a entrevista da linha de base.

Em posse dos endereços residenciais, as coordenadas geográficas foram obtidas por dois métodos distintos para realizar a comparação das coordenadas. O primeiro método foi conduzido por meio do uso de um algoritmo do software R vinculado à base de dados do Google Earth. O segundo método contou com o uso do aplicativo GeoApontador, desenvolvido pela equipe do LabGeo, também vinculado à base de dados do Google Earth. A partir da comparação desses dois métodos, foram obtidas as coordenadas de latitude e longitude da residência de cada um dos participantes do ELSA-Brasil, juntamente com informações sobre o nível de precisão dos dados. O nível de precisão da coordenada geográfica foi classificado em quatro categorias, havendo desde a localização precisa da residência do participante até apenas a localização do município onde o participante residia (Quadro 1). A obtenção das coordenadas geográficas foi realizada considerando-se Datum SAD 69, Sistema de Projeção Universal Transversa de

Mercator (UTM), fuso 23S para os estados de Minas Gerais, Rio de Janeiro e São Paulo, 24S para os estados do Espírito Santo e Bahia e 22S para o estado do Rio Grande do Sul.

Quadro 1 – Descrição do nível de precisão dos dados de coordenadas geográficas das residências dos participantes do ELSA-Brasil. 2008-2010

Categorias de precisão	Nível de precisão	Descrição
ROOFTOP	Ótimo	Localizou trecho de rua e número do logradouro
RANGE_INTERPOLATED	Muito bom	Localizou trecho de rua e interpolou número do logradouro
GEOMETRIC_CENTER	Bom	Localizou eixo de rua e interpolou número do logradouro
APPROXIMATE	Nível de precisão aproximado	Não localizou eixo de rua e interpolou informação para registro mais próximo, que pode variar entre rua com nome semelhante, ou apenas bairro, ou ainda apenas município

Fonte: ELSA-Brasil (2008-2010)

Para o processo de identificação dos setores censitários, utilizou-se a malha cartográfica do ano de 2010, fornecida pelo Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE). Setores censitários são a menor unidade territorial formada por área contínua com dimensão adequada para a coleta de informações nos Censos Demográficos. Nesse processo, foram utilizadas duas metodologias distintas como forma de validação dos dados obtidos. A primeira metodologia considerou a identificação dos setores censitários a partir das coordenadas geográficas das residências dos participantes, obtidas conforme procedimento mencionado anteriormente. De forma independente, houve a identificação dos setores censitários confrontando-se os endereços relatados pelos participantes com a base do Cadastro Nacional de Endereços para Fins Estatísticos (CNEFE). Para a obtenção final do setor censitário no qual o participante residia, estas duas metodologias foram comparadas, utilizando-se a metodologia do CNEFE como padrão ouro em caso de divergência dos resultados.

Para a geolocalização das residências dos participantes do ELSA-Brasil nas cidades de Belo Horizonte e Salvador foi utilizado o padrão pontual localizado no centroide do setor censitário no qual o participante residia. O centroide é um ponto único que representa o centro geométrico de uma unidade territorial, neste caso, representada pelo setor censitário (THORNTON; PEARCE; KAVANAGH, 2011).

3.4 Garantia e controle de qualidade

Toda a equipe de coleta de dados dos Centros de Investigação do ELSA-Brasil foi treinada e certificada para a aferição das medidas antropométricas, coleta de sangue e aplicação de questionários. A coleta em todos os centros ocorreu de forma padronizada conforme procedimentos descritos nos Manuais de Operação específicos para entrevistas e exames.

3.5 Aspectos Éticos

O estudo foi aprovado pelos comitês de ética em pesquisa de cada uma das instituições bem como pelo Comitê Nacional de Ética em Pesquisa (Anexos A e B). Todos os participantes assinaram o Termo de Consentimento Livre e Esclarecido, tanto na avaliação realizada durante a linha de base quanto na avaliação da Visita 2.

4. RESULTADOS E DISCUSSÃO

4.1 Artigo original 1 - Spatial clusters of diabetes: individual and neighborhood characteristics in the ELSA-Brasil cohort study

RESUMO:

Objetivo: Este estudo identificou aglomerados espaciais de diabetes mellitus tipo 2 entre participantes do Estudo Longitudinal de Saúde do Adulto no Brasil (ELSA-Brasil) em duas cidades e verificou características socioeconômicas ambientais individuais e de vizinhança associadas aos aglomerados espaciais. **Métodos:** Se trata de um estudo transversal com 4.335 participantes. Diabetes mellitus tipo 2 foi definido com base em glicemia de jejum ≥ 126 mg/dL ($\geq 7,0$ mmol/L); teste oral de tolerância à glicose ≥ 200 mg/dL ($\geq 11,1$ mmol/L); hemoglobina glicada $\geq 6,5\%$ (≥ 48 mmol/L); uso de drogas antidiabéticas; ou pelo autodiagnóstico médico de diabetes mellitus tipo 2. As características socioeconômicas do bairro foram obtidas a partir do censo brasileiro de 2011. A análise dos dados espaciais foi realizada pelo método SaTScan para detectar os aglomerados espaciais. Os modelos de regressão logística foram ajustados para estimar a magnitude das associações. **Resultados:** Um total de 336 e 343 participantes apresentaram diabetes mellitus tipo 2 em Belo Horizonte, Minas Gerais (13,5%) e Salvador, Bahia (18,5%), respectivamente. Foram identificadas duas áreas de aglomerados com alta probabilidade de diabetes mellitus tipo 2 em Belo Horizonte e Salvador. Em ambas as cidades, os participantes residentes nos aglomerados com alta taxa de diabetes mellitus tipo 2 tinham maior probabilidade de relatar cor de pele parda ou preta, baixa escolaridade e ocupação de trabalho manual; essas áreas também foram consideradas de baixa renda. Por outro lado, os participantes do aglomerado com baixa taxa de diabetes mellitus tipo 2 de Salvador tinham menor probabilidade de serem negros e maior probabilidade de terem diploma universitário, além de morarem em áreas de alta renda. **Conclusões:** Características socioeconômicas individuais e de vizinhança mais vulneráveis estavam associadas à residência em aglomerados de maior ocorrência de diabetes mellitus tipo 2, enquanto o oposto foi observado para perfis contextuais melhores.

Palavras-chaves: Vizinhança; Análise de Conglomerados; Fatores Socioeconômicos

ABSTRACT:

Objetivo: This study identified spatial clusters of type 2 diabetes mellitus among participants of the Brazilian Longitudinal Study of Adult Health (ELSA- Brasil) residing in two cities and verified individual and neighborhood socio- economic environmental characteristics associated with the spatial clusters. **Métodos:** A cross-sectional study was conducted with 4,335 participants. Type 2 diabetes mellitus was defined as fasting blood glucose ≥ 126 mg/dL (≥ 7.0 mmol/L), oral glucose tolerance test ≥ 200 mg/dL (≥ 11.1 mmol/L), or glycated hemoglobin $\geq 6.5\%$ (≥ 48 mmol/L); by antidiabetic drug use; or by the self-reported medical diagnosis of type 2 diabetes mellitus. Neighborhood socioeconomic characteristics were obtained from the 2011 Brazilian census. A spatial data analysis was conducted with the SaTScan method to detect spatial clusters. Logistic regression models were fitted to estimate the magnitude of associations. In total, 336 and 343 participants had type 2 diabetes mellitus in Belo Horizonte, Minas Gerais State (13.5%) and Salvador, Bahia State (18.5%), respectively. Two cluster areas showing a high chance of type 2 diabetes mellitus were identified in Belo Horizonte and Salvador. In both cities, participants living in the high type 2 diabetes mellitus cluster area were more likely to be mixed-race or black and have a low schooling level and manual work; these were also considered low-income areas. On the other hand, participants in the low type 2 diabetes mellitus cluster area of Salvador were less likely to be black and have low schooling level (university degree) and live in a low-income area. More vulnerable individual and neighborhood socioeconomic characteristics were associated with living in clusters of higher type 2 diabetes mellitus occurrence, whereas better contextual profiles were associated with clusters of lower prevalence.

Keywords: Neighborhood; Cluster Analysis; Socioeconomic Factors

1. BACKGROUND

Diabetes is one of the main public health concerns globally and in 2016, it accounted for nearly 1.6 million deaths worldwide 1. An estimated 8.8% of people have diabetes (425 million individuals), with this prevalence expected to increase to 9.9% by 2045 (629 million individuals). Brazil ranks fourth in the ranking of countries with the highest number of individuals with diabetes, 12.5 million people, with the possibility of reaching 20.3 million people in 2045 (WHO, 2018). Type 2 diabetes mellitus is associated with a higher risk of

cardiovascular diseases (DANIEL et al., 2006; SAWAR, 2010), chronic kidney disease (DEFRONZO, 2015), and poor clinical and functional outcomes (BOURNE et al., 2013; BOULTON et al., 2005), as well as higher healthcare costs (IDF, 2021). Thus, type 2 diabetes mellitus also creates a great economic and social burden for countries (CHAN et al., 2021).

Due to its magnitude, clinical repercussions, and economic and social impact, type 2 diabetes mellitus is an important contemporary public health problem. Therefore, understanding the spatial distribution of diabetes could be an important tool to guide public managers to design programs and rationally allocate resources for its prevention, control, and treatment (LORD, 2020). Scientific evidence shows disparities in the geographic distribution of type 2 diabetes mellitus within communities, with areas of higher or lower frequencies of the disease identified in investigations conducted in Florida, United States; Kerala, India; and Adelaide, Australia (LORD, 2020; VALSON et al., 2019; SMURTHWAITE, 2017).

Built environment and socioeconomic characteristics differ significantly between areas with high or low frequencies of diseases, and this relationship seems to vary among populations. A study in Kerala found spatial clusters of diabetes and physical inactivity and, after comparing sociodemographic aspects between clusters, built environment characteristics proved to be relevant in Kerala's urban and rural areas (VALSON et al., 2019). In contrast, in an Australian study, an inverse relationship was observed between higher type 2 diabetes mellitus clusters and the socioeconomic status of the areas of spatial clusters (SMURTHWAITE, 2017). However, the associations between the structural and socioeconomic conditions of the type 2 diabetes mellitus cluster areas observed in both studies were not independent and may be influenced by potential individual and environmental confounding factors (BRAVO, 2019). Furthermore, it is important to highlight that the urban environment and the population's health conditions are interdependent and socially determined (DALGREN; 1991). Therefore, these aspects need to be better explored in epidemiological studies.

Hence, studies that investigate spatial variability of the type 2 diabetes mellitus distribution must also analyze the individual characteristics of the residents of the areas with the highest and lowest chances of occurrence of disease, along with their structural and socioeconomic conditions (LORD, 2020). For instance, previous findings of the Brazilian Longitudinal Study of Adult Health (ELSA-Brasil) showed that individuals living in economically segregated neighborhoods were more likely to have type 2 diabetes mellitus regardless of the income, schooling level, and other sociodemographic factors 14 suggesting inequalities when one considers the spatial distribution of type 2 diabetes mellitus. Furthermore, results from a study in the United States indicated that individual characteristics, such as being

male, older age, being married, having a low income, insufficient practice of physical activity, overweight/obesity, as well as hypertension, hypercholesterolemia, or arthritis were independently associated with high cluster areas of type 2 diabetes mellitus (LORD, 2020).

This study aimed to identify spatial clusters of type 2 diabetes mellitus among participants of ELSA- Brasil residing in two cities and verify individual and neighborhood socioeconomic environmental characteristics associated with spatial clusters of type 2 diabetes mellitus.

2. METHODS

This is a cross-section analysis of the ELSA-Brasil baseline (2008-2010), a multicenter, prospective cohort study consisting of 15, 105 active and retired civil servants, aged from 35 to 74 years at baseline (2008-2010), from universities and research institutions. Its primary objective was to identify risk factors and natural history of diabetes and cardiovascular diseases. Data collection included face-to-face interviews, clinical examinations, and laboratory tests conducted by trained, certified professionals using standardized tools. The ELSA-Brasil study was approved by the Ethics Research Committees of all institutions involved [Minas Gerais Federal University (CAAE: 186/06); Bahia Federal University (CAAE: 0017.1.069.000-06027/06); São Paulo University (CAAE: 0016.1.198.000- 06669/06); Rio Grande do Sul Federal University (CAAE: 194/061); Oswaldo Cruz Foundation (CAAE: 0058.0.011.000-07343/06); Espírito Santo Federal University (CAAE: 0058.0.011.000- 07343/06), and all participants signed an informed consent form. Details of the study design and the cohort profile have been previously described (BARBER et al., 2018).

This study was developed with 3,115 participants living in the city of Belo Horizonte (Minas Gerais State) and 2,029 participants living in the city of Salvador (Bahia State) at baseline. Among them, those with missing geographic coordinates ($n = 59$), those with geographic coordinates out of the municipalities of Belo Horizonte and Salvador ($n = 570$ and $n = 84$, respectively), and participants who self-reported as Indigenous ($n = 69$), due to the very few observations, were excluded. The final sample size was 2,486 individuals for Belo Horizonte and 1,849 for Salvador.

Belo Horizonte is the state capital of Minas Gerais, with Human Development Index (HDI) of 0.810 (PNUD, 2004) and an estimated population of 2,375,151 inhabitants, being the sixth most populous municipality in Brazil (IBGE, 2011). Salvador is the state capital of Bahia.

With a 0.759 HDI 16 and an estimated population of 2,675,656 inhabitants, being the third most populous municipality in Brazil (IBGE, 2011).

The data collection team at the ELSA-Brasil Research Centers was trained and certified for the collection of anthropometric measurements, blood samples, and application of questionnaires. Collection in all centers was standardly conducted according to the procedures described in the specific Operation Manuals for interviews and exams.

The study outcome was to live inside or outside a detected prevalence cluster of type 2 diabetes mellitus. This variable was fitted in two steps.

Participants were considered as having type 2 diabetes mellitus when they presented the following parameters: fasting blood glucose 126mg/dL (7.0mmol/L), oral glucose tolerance test (OGTT) 200mg/dL (11.1mmol/L), glycated hemoglobin (HbA1c) 6.5% (48mmol/L), or by antidiabetic drug use; or by the self-reported medical diagnosis of diabetes. Blood samples were collected after a 10 to 14-hour fasting, stored in a freezer at -80°C and sent to the certified central laboratory in São Paulo (Brazil). An OGTT was administered to all participants without a known diabetes diagnosis. Blood glucose level was measured using the enzymatic colorimetric method (ADVIA 1200, <https://www.diamonddiagnostics.com>), and HbA1c was measured using high-pressure chromatography (HPLC, <https://www.bio-rad.com>).

Initially, the database from ELSA-Brasil was obtained in georeferenced formats from the residential address informed at baseline. The census sectors were identified from the geographic coordinates (X and Y coordinates of the study participants) of each point of residence of the individuals in the study who were georeferenced in the census tract.

The first step to remove out-of-region points is defining the shape of each capital city, which in this case was defined as the shape obtained from the *geobr* R package (<http://www.r-project.org>) for each municipality, constituted of all the shapes of its census tracts.

After data preparation, a spatial data analysis was conducted with the SaTScan (<http://www.satscan.org>) method of cluster detection of punctual data, which tests for the existence of an area with multiple clusters of any size up to 20% of the total population for the outcome. The SaTScan detects a spatial cluster on different maps and computes its significance based on Monte Carlo simulations. The Bernoulli spatial scan statistic (KULLDORF, 1997) was used to detect spatial clustering of type 2 diabetes mellitus among the participants of ELSA-Brasil. Analyses were performed at the individual level to maximize spatial heterogeneity (TAMURA et al., 2017). For statistical inference, the null hypothesis of complete spatial randomness was rejected at a p-value 0.05.

The covariates of this study were divided into: individual characteristics of the participants and neighborhood characteristics of the area where the participants lived.

Individual characteristic variables included sex; age; race/skin color; schooling level; nature of occupation. This study also included tobacco use; alcohol consumption measured by the sum of doses of each type of alcoholic beverage consumed turned into grams, with excessive consumption being 210g/week of alcohol for men and 140g/week for women; leisure physical activity was assessed using the long-modified version of the International Physical Activity Questionnaire (IPAQ) and categorized according to time spent at different intensities of physical activity (light: < 600 MET-min/ week; moderate: 600-3,000 MET-min/week; or vigorous: 3,000 MET-min/week) (STOSTROM et al., 2022); waist circumference (WC) measured at the midpoint between the last rib and the iliac crest, using a non-elastic anthropometric tape (Mabis, <https://www.livehealthsmart.com>) with 0.1cm precision; and abdominal obesity, which was classified according to IDF cut-off points: WC 90cm for men and WC 80cm for women (ALBERTI et al., 2006).

The neighborhood socioeconomic environmental variables were obtained from the 2010 Brazilian Demographic Census (IBGE, 2011). The unit of analysis to build up neighborhood variables was the census tracts. This study included: (1) neighborhood household income per capita (in Brazilian Reais – BRL) stratified in tertiles, the highest area income was used as the reference in data analysis; (2) percentage of neighborhoods with adequate housing (dwellers living in properly identified adequate houses/ dwellers in owned homes); (3) percentage of neighborhoods with litter (dwellers with an accumulation of litter on the public roads/dwellers in owned homes); (4) percentage of neighborhoods with sidewalks (dwellers that have sidewalks/dwellers in owned homes); due to the asymmetric distribution, these last three variables were divided according to the best possible statistical participation using two categories: low and high (cut-off points = 67th percentile for percentage of neighborhoods with adequate housing, 85th percentile for percentage of neighborhoods with littering, 66th percentile for percentage of neighborhoods with sidewalks in the city of Belo Horizonte). For the city of Salvador, the only variable with two categories was the percentage of neighborhoods with exposed trash (cut-off points = 80th percentile), with the others divided by tertiles.

Then, a frequency distribution of individuals and socioeconomic environmental characteristics was performed (Tables 1 and 2), fitting the logistic regression models to estimate the magnitude of the associations of the individuals and neighborhood characteristics between participants living inside and those living outside the clusters. The models were adjusted for sex, age, race/skin-color, schooling level, smoking, alcohol consumption, nature of occupation,

leisure physical activity, waist circumference, and neighborhood socioeconomic environmental variables.

All analyses and plots presented and discussed in this study were produced using the R programming language version 3.5.1 with the RStudio IDE v1.3.125 and the SaTScan program version 9.6.0.

3. RESULTS

Tables 1 and 2 describe individual and neighborhood socioeconomic characteristics. The characteristics that predominated in the study population were female sex, aged 41 to 60 years, self-reported race/skin color as white (Belo Horizonte) or mixed-race/black (Salvador), higher education, non- manual work, never smoked, moderate alcohol consumption, and light leisure physical activity. Prevalence of type 2 diabetes mellitus was higher among women, participants with manual jobs, and those with abdominal adiposity (Table 1). In Belo Horizonte, the prevalence of type 2 diabetes mellitus was higher in neighborhoods with low-income household and in neighborhoods with a high percent- age of littering. In Salvador, the prevalence of type 2 diabetes mellitus was higher in neighborhoods with the poorest environmental socioeconomic characteristics for all indicators included in this study (Table 2).

Figure 1 shows the cluster area with the highest prevalence of type 2 diabetes mellitus in Belo Horizonte (circle; $n = 132$). This area was in the northeastern region of the city, with a 4.8km radius. The prevalence ratios of type 2 diabetes mellitus were 28.8% and 13.5%, respectively, among those who lived inside and outside the cluster area.

Figure 2 shows the cluster area with the highest prevalence of type 2 diabetes mellitus in Salvador ($n = 355$). This area was in the northern region of the city, with a 8.5km radius. The prevalence of type 2 diabetes mellitus was 27.6% and 18.5%, respectively, among those who lived inside and outside the cluster area. The Figure 2 also shows the cluster area with a low prevalence of type 2 diabetes mellitus ($n = 71$). This area was in the southern region of the city, with a 0.92km radius. The prevalence of type 2 diabetes mellitus was 1.4%.

Figure 2 shows the cluster area with the highest prevalence of type 2 diabetes mellitus in Salvador ($n = 355$). This area was in the northern region of the city, with a 8.5km radius. The prevalence of type 2 diabetes mellitus was 27.6% and 18.5%, respectively, among those who lived inside and outside the cluster area. The Figure 2 also shows the cluster area with a low prevalence of type 2 diabetes mellitus ($n = 71$). This area was in the southern region of the city, with a 0.92km radius. The prevalence of type 2 diabetes mellitus was 1.4%.

Tables 3, 4, and 5 present the comparison of the individual characteristic of the participants who lived inside and outside the cluster area of type 2 diabetes mellitus.

Table 1 - Individual characteristics of the participants and type 2 diabetes mellitus prevalence. Belo Horizonte, Minas Gerais State (n = 2,486) and Salvador, Bahia State (n = 1,849), Brazil. ELSA-Brasil 2008-2010.

Characteristics	Belo Horizonte		Salvador	
	Total sample n (%)	Type 2 diabetes mellitus n (%)	Total sample n (%)	Type 2 diabetes mellitus n (%)
Sex				
Female	1,352 (54.4)	146 (10.8)	1,094 (59.2)	183 (16.7)
Male	1,134 (45.6)	190 (16.8)	755 (40.8)	160 (21.2)
Age (years)				
31-40	221 (8.9)	9 (4.1)	135 (7.3)	2 (1.5)
41-50	850 (34.2)	61 (7.2)	615 (33.3)	54 (8.8)
51-60	915 (36.8)	138 (15.1)	651 (35.2)	146 (22.4)
61-70	410 (16.5)	101 (24.6)	382 (20.7)	122 (31.9)
71-80	90 (3.6)	27 (30.0)	66 (3.6)	19 (28.8)
Race/Skin color				
White	1,323 (53.2)	156 (11.8)	361 (19.5)	44 (12.2)
Yellow	53 (2.1)	10 (18.9)	23 (1.2)	5 (21.7)
Mixed-race	836 (33.6)	117 (14.0)	839 (45.4)	141 (16.8)
Black	274 (11.0)	53 (19.3)	626 (33.9)	153 (24.4)
Schooling level				
Higher education	1,613 (64.9)	175 (10.9)	878 (47.0)	97 (11.0)
High school	701 (28.2)	115 (16.4)	714 (39.0)	161 (22.5)
Complete elementary school	89 (3.6)	23 (25.8)	157 (8.0)	44 (28.0)
Incomplete elementary school	83 (3.3)	23 (27.7)	100 (5.0)	41 (41.0)
Tobacco use				
Never smoked	1,482 (59.6)	167 (11.3)	1,215 (65.7)	201 (16.5)
Former smoker	281 (11.3)	43 (15.3)	132 (7.1)	25 (18.9)
Smoker	723 (29.1)	126 (17.4)	502 (27.2)	117 (23.3)
Alcohol consumption				
No	610 (24.5)	101 (16.6)	635 (34.4)	139 (21.9)
Moderate	1,654 (66.4)	193 (11.7)	1,059 (57.3)	164 (15.5)
Excessive	219 (9.0)	41 (18.7)	152 (8.2)	39 (25.7)
ND	3 (0.1)	1 (0.33)	3 (0.1)	1 (0.33)
Type of occupation				
Non-manual	2,247 (90.4)	282 (12.6)	1,597 (86.4)	264 (16.5)
Manual	239 (9.6)	54 (22.6)	252 (13.6)	79 (31.3)
Leisure physical activity				
Light	1,786 (72.0)	242 (13.5)	1,509 (81.7)	291 (19.3)
Moderate	478 (19.0)	69 (14.4)	241 (13.0)	47 (19.5)
Vigorous	204 (8.3)	24 (11.8)	97 (5.2)	4 (4.1)
ND	18 (0.7)	1 (5.5)	2 (0.1)	
Waist circumference				
Normal	800 (32.2)	47 (5.9)	528 (28.6)	45 (8.5)
Abdominal adiposity	1,686 (67.8)	289 (17.1)	1,321 (71.4)	298 (22.6)

ND: no data.

Note: abdominal adiposity: waist circumference – WC \geq 90cm for men and WC \geq 80cm for women (Alberti et al. 21).

Table 2 - Socioeconomic environmental characteristics from census tracts where the participants lived and type 2 diabetes mellitus prevalence. Belo Horizonte, Minas Gerais State (n = 2,486) and Salvador, Bahia (n = 1,849), Brazil. ELSA-Brasil 2008/2010.

Characteristics	Belo Horizonte		Salvador	
	Total sample n (%)	Type 2 diabetes mellitus n (%)	Total sample n (%)	Type 2 diabetes mellitus n (%)
Area income				
High	831 (33.4)	89 (10.8)	615 (33.3)	75 (12.2)
Middle	826 (33.3)	92 (11.1)	617 (33.3)	122 (19.8)
Low	829 (33.3)	155 (18.7)	617 (33.4)	146 (23.7)
Neighborhoods with adequate housing				
High	1,657 (66.5)	215 (13.0)	616 (33.3)	97 (15.7)
Middle	-	-	616 (33.3)	109 (17.7)
Low	829 (33.5)	121 (14.6)	617 (33.4)	137 (22.2)
Neighborhoods with litter				
Low	2,123 (85.4)	274 (12.9)	1,492 (80.7)	264 (17.7)
High	363 (14.6)	62 (17.1)	357 (19.3)	79 (22.1)
Neighborhoods with sidewalks				
High	1,651 (66.4)	218 (13.2)	615 (33.3)	95 (15.4)
Middle	-	-	617 (33.3)	116 (18.8)
Low	835 (33.6)	118 (14.1)	617 (33.4)	132 (21.4)

race/skin color, a lower education level, and manual work occupation than those living outside the cluster (Tables 3 and 4).

Table 6 shows the comparison of the socioeconomic neighborhood environmental characteristics, after adjustment for all covariables, from the area inside and outside of the type 2 diabetes mellitus cluster area.

In Belo Horizonte, 90.1% of the area within the cluster presented low-income neighborhoods. Thus, this location is characterized as an impoverished area, which is the only socioeconomic environmental factor independently related to the cluster type 2 diabetes mellitus area. In Salvador, the cluster with the highest prevalence of type 2 diabetes mellitus had a substantial and high variation in odds ratio (OR) estimated for each covariable (area income, neighborhoods with adequate housing, neighborhoods with litter, and neighborhoods with sidewalks). In the same municipality, participants living inside the cluster areas with a low prevalence of type 2 diabetes mellitus had lower odds of reporting mixed-race or black race/skin color and a lower schooling level, and higher odds of excessive alcohol consumption than participants living inside, after adjusting for covariables (Table 5). When we analyzed the OR,

the cluster with a low prevalence of type 2 diabetes mellitus in Salvador exhibited geographical areas with higher incomes.

4. DISCUSSION

This study used spatial scan methods to identify clusters of type 2 diabetes mellitus and verified individual and neighborhood characteristics associated with spatial clusters of type 2 diabetes mellitus in ELSA-Brasil participants living in Belo Horizonte and Salvador. One spatial cluster of type 2 diabetes mellitus was found in Belo Horizonte (higher prevalence of type 2 diabetes mellitus), whereas two spatial clusters of type 2 diabetes mellitus were found in Salvador (higher and lower prevalence of

Table 3 - Individual characteristics of the participants who live inside and outside the cluster with higher chance of type 2 diabetes mellitus and their association. Belo Horizonte, Minas Gerais State, Brazil. ELSA-Brasil 2008/2010 (n = 2,486). (Continued)

Characteristics	Diabetes cluster		Crude OR (95%CI)	Adjusted OR* (95%CI)
	Yes n (%)	No n (%)		
Sex				
Female				
Male	57 (43.2)	1,077 (45.8)	0.90 (0.63; 1.28)	0.82 (0.54; 1.25)
Age (years)				
31-40	11 (8.3)	210 (8.9)	1.00 (Reference)	1.00 (Reference)
41-50	59 (44.7)	791 (33.6)	1.42 (0.74; 2.76)	1.10 (0.55; 2.20)
51-60	46 (34.9)	869 (36.9)	1.01 (0.52; 1.99)	0.74 (0.36; 1.53)
61-70	13 (9.8)	397 (16.9)	0.63 (0.28; 1.42)	0.49 (0.20; 1.21)
71-80	3 (2.3)	87 (3.7)	0.66 (0.18; 2.42)	0.52 (0.13; 2.05)
Race/Skin color				
White	35 (26.5)	1,288 (54.7)	1.00 (Reference)	1.00 (Reference)
Yellow	3 (2.3)	50 (2.1)	2.21 (0.66; 7.42)	1.25 (0.36; 4.37)
Mixed-race	59 (44.7)	777 (33.0)	2.79 (1.82; 4.28)	1.79 (1.13; 2.83)
Black	35 (26.5)	239 (10.2)	5.39 (3.31; 8.78)	2.64 (1.55; 4.50)
Schooling level				
Higher education	36 (27.3)	1,577 (67.0)	1.00 (Reference)	1.00 (Reference)
High school	71 (53.8)	630 (26.8)	4.94 (3.27; 7.45)	3.28 (2.07; 5.18)
Complete elementary school	14 (10.6)	75 (3.2)	8.18 (4.22; 15.81)	4.96 (2.30; 10.67)
Incomplete elementary school	11 (8.3)	72 (3.0)	6.69 (3.27; 13.69)	3.60 (1.46; 8.81)
Tobacco use				
Never smoked	75 (56.8)	1,407 (59.8)	1.00 (Reference)	1.00 (Reference)
Former smoker	19 (14.4)	262 (11.1)	1.36 (0.81; 2.29)	0.94 (0.53; 1.68)
Smoker	38 (28.8)	685 (29.1)	1.04 (0.70; 1.55)	0.99 (0.64; 1.55)

Table 3 - Individual characteristics of the participants who live inside and outside the cluster with higher chance of type 2 diabetes mellitus and their association. Belo Horizonte, Minas Gerais State, Brazil. ELSA-Brasil 2008/2010 (n = 2,486). (Conclusion)

Characteristics	Diabetes cluster		Crude OR (95%CI)	Adjusted OR * (95%CI)
	Yes n (%)	No n (%)		
Alcohol consumption				
No	45 (34.1)	565 (24.0)	1.00 (Reference)	1.00 (Reference)
Moderate	72 (54.5)	1,582 (67.2)	0.57 (0.39; 0.84)	0.85 (0.56; 1.29)
Excessive	14 (10.6)	205 (8.7)	0.86 (0.46; 1.59)	1.03 (0.51; 2.06)
ND	1 (0.8)	2 (0.1)	-	-
Type of occupation				
Non-manual	95 (72.0)	2,152 (91.4)	1.00 (Reference)	1.00 (Reference)
Manual	37 (28.0)	202 (8.6)	4.15 (2.76; 6.23)	1.76 (1.04; 2.97)
Leisure physical activity				
Light	111 (84.1)	1,675 (71.2)	1.00 (Reference)	1.00 (Reference)
Moderate	15 (11.4)	463 (19.7)	0.49 (0.28; 0.85)	0.62 (0.35; 1.08)
Vigorous	5 (3.8)	199 (8.4)	0.38 (0.15; 0.94)	0.66 (0.26; 1.68)
ND	1 (0.7)	17 (0.7)	-	-
Waist circumference				
Normal	38 (28.8)	762 (32.4)	1.00 (Reference)	1.00 (Reference)
Abdominal adiposity	94 (71.2)	1,592 (67.6)	1.18 (0.80; 1.74)	1.08 (0.71; 1.63)

95% CI: 95% confidence interval; ND: no data; OR: odds ratio.

Note: abdominal adiposity: waist circumference – WC \geq 90cm for men and WC \geq 80cm for women (Alberti et al. 21).

* Adjusted for sex, age, race/skin color, schooling level, tobacco use, alcohol consumption, type of occupation, leisure physical activity, and waist circumference.

Table 4 - Individual characteristics of the participants who lived inside and outside the cluster with higher chance of type 2 diabetes mellitus and their association. Salvador, Bahia State, Brazil. ELSA-Brasil 2008/2010 (n = 1,849) (Continued)

Characteristics	Diabetes cluster		Crude OR (95%CI)	Adjusted OR * (95%CI)
	Yes n (%)	No n (%)		
Sex				
Female	192 (54.1)	902 (60.4)	1.00 (Reference)	1.00 (Reference)
Male	163 (45.9)	592 (39.6)	1.29 (1.02; 1.63)	1.31 (0.99; 1.72)
Age (years)				
31-40	24 (6.8)	111 (7.4)	1.00 (Reference)	1.00 (Reference)
41-50	105 (29.6)	510 (34.1)	0.95 (0.58; 1.55)	0.59 (0.34; 1.01)
51-60	128 (36.0)	523 (35.0)	1.13 (0.70; 1.83)	0.72 (0.42; 1.25)
61-70	81 (22.8)	301 (20.2)	1.24 (0.75; 2.06)	0.74 (0.42; 1.32)
71-80	17 (4.8)	49 (3.3)	1.60 (0.79; 3.25)	0.93 (0.42; 2.04)

Table 4 - Individual characteristics of the participants who lived inside and outside the cluster with higher chance of type 2 diabetes mellitus and their association. Salvador, Bahia State, Brazil. ELSA-Brasil 2008/2010 (n = 1,849) (Conclusion)

Race/Skin color				
White	23 (6.5)	338 (22.6)	1.00 (Reference)	1.00 (Reference)
Yellow	8 (2.3)	15 (1.0)	7.84 (3.01; 20.40)	5.89 (2.14; 16.22)
Mixed-race	153 (43.0)	686 (45.9)	3.28 (2.07; 5.18)	2.24 (1.39; 3.59)
Black	171 (48.2)	455 (30.5)	5.52 (3.49; 8.73)	3.23 (2.00; 5.23)
Schooling level				
Higher education	76 (21.4)	802 (53.7)	1.00 (Reference)	1.00 (Reference)
High school	202 (56.9)	512 (34.3)	4.16 (3.13; 5.54)	3.46 (2.54; 4.72)
Complete elementary school	42 (11.8)	115 (7.7)	3.85 (2.52; 5.89)	2.63 (1.60; 4.33)
Incomplete elementary school	35 (9.9)	65 (4.3)	5.68 (3.54; 9.12)	3.39 (1.89; 6.09)
Tobacco use				
Never smoked	238 (67.0)	977 (65.4)	1.00 (Reference)	1.00 (Reference)
Former smoker	32 (9.0)	100 (6.7)	1.31 (0.86; 2.00)	1.09 (0.68; 1.73)
Smoker	85 (24.0)	417 (27.9)	0.84 (0.64; 1.10)	0.79 (0.59; 1.07)
Alcohol consumption				
No	132 (37.2)	503 (33.7)	1.00 (Reference)	1.00 (Reference)
Moderate	190 (53.5)	869 (58.2)	0.83 (0.65; 1.07)	1.03 (0.79; 1.35)
Excessive	32 (9.0)	120 (8.1)	1.02 (0.66; 1.57)	0.91 (0.56; 1.47)
ND	1 (0.3)	-	-	-
Type of occupation				
Non-manual	273 (76.9)	1,324 (88.6)	1.00 (Reference)	1.00 (Reference)
Manual	82 (23.1)	170 (11.4)	2.34 (1.74; 3.14)	1.29 (0.88; 1.89)
Leisure physical activity				
Light	302 (85.0)	1207 (80.8)	1.00 (Reference)	1.00 (Reference)
Moderate	35 (9.9)	206 (13.8)	0.68 (0.46; 0.99)	0.78 (0.52; 1.16)
Vigorous	18 (5.1)	79 (5.3)	0.91 (0.54; 1.54)	1.09 (0.61; 1.95)
ND	-	2 (0.1)	-	-
Waist circumference				
Normal	97 (27.3)	431 (28.9)	1.00 (Reference)	1.00 (Reference)
Abdominal adiposity	258 (72.7)	1,063 (71.1)	1.08 (0.83; 1.40)	0.93 (0.70; 1.24)

95% CI: 95% confidence interval; ND: no data; OR: odds ratio.

Note: abdominal adiposity: waist circumference – WC \geq 90cm for men and WC \geq 80cm for women (Alberti et al. 21).

* Adjusted for sex, age, race/skin color, schooling level, tobacco use, alcohol consumption, type of occupation, leisure physical activity, and waist circumference.

Table 5 - Individual characteristics of the participants who lived inside and outside the cluster with low chance of type 2 diabetes mellitus and their association. Salvador, Bahia State, Brazil. ELSA-Brasil 2008/2010 (n = 1,849).

Characteristics	Diabetes cluster		Crude OR (95%CI)	Adjusted OR* (95%CI)
	Yes	No		
	n (%)	n (%)		
Sex				
Female	43 (60.6)	1,051 (59.1)	1.00 (Reference)	1.00 (Reference)
Male	28 (39.4)	727 (40.9)	0.94 (0.58; 1.53)	0.80 (0.48; 1.35)
Age (years)				
31-40	9 (12.7)	126 (7.1)	1.00 (Reference)	1.00 (Reference)
41-50	24 (33.8)	591 (33.2)	0.57 (0.26; 1.25)	0.81 (0.36; 1.84)
51-60	23 (32.4)	628 (35.3)	0.51 (0.23; 1.13)	0.73 (0.31; 1.74)
61-70	13 (18.3)	369 (20.8)	0.49 (0.21; 1.18)	0.86 (0.33; 2.20)
71-80	2 (2.8)	64 (3.6)	0.44 (0.10; 2.08)	0.76 (0.15; 3.88)
Race/Skin color				
White	28 (39.4)	333 (18.7)	1.00 (Reference)	1.00 (Reference)
Yellow	0 (0.0)	23 (1.3)	**	**
Mixed-race	31 (43.7)	808 (45.4)	0.46 (0.27; 0.77)	0.61 (0.35; 1.06)
Black	12 (16.9)	614 (34.6)	0.23 (0.12; 0.46)	0.38 (0.18; 0.78)
Schooling level				
Higher education	56 (78.9)	822 (46.2)	1.00 (Reference)	1.00 (Reference)
High school	10 (14.1)	704 (39.6)	0.21 (0.11; 0.41)	0.28 (0.14; 0.58)
Complete elementary school	4 (5.6)	153 (8.6)	0.38 (0.14; 1.07)	0.65 (0.20; 2.12)
Incomplete elementary school	1 (1.4)	99 (5.6)	0.15 (0.02; 1.08)	0.33 (0.04; 2.98)
Tobacco use				
Never smoked	45 (63.4)	1,170 (65.8)	1.00 (Reference)	1.00 (Reference)
Former smoker	6 (8.4)	126 (7.1)	1.23 (0.52; 2.96)	1.31 (0.51; 3.33)
Smoker	20 (28.2)	482 (27.1)	1.08 (0.63; 1.85)	1.01 (0.56; 1.82)
Alcohol consumption				
No	15 (21.1)	620 (34.9)	1.00 (Reference)	1.00 (Reference)
Moderate	45 (63.4)	1,014 (57.0)	1.83 (1.01; 3.32)	1.39 (0.75; 2.57)
Excessive	11 (15.5)	141 (7.9)	3.22 (1.45; 7.17)	3.82 (1.61; 9.10)
ND	-	3 (0.2)	-	-
Type of occupation				
Non-manual	68 (95.8)	1,529 (86.0)	1.00 (Reference)	1.00 (Reference)
Manual	3 (4.2)	249 (14.0)	0.27 (0.08; 0.87)	0.49 (0.12; 1.98)
Leisure physical activity				
Light	55 (77.5)	1,454 (81.8)	1.00 (Reference)	1.00 (Reference)
Moderate	9 (12.7)	232 (13.05)	1.03 (0.50; 2.10)	0.89 (0.42; 1.87)
Vigorous	7 (9.8)	92 (5.05)	2.06 (0.91; 4.64)	1.59 (0.67; 3.74)
ND	-	2 (0.1)	-	-
Waist circumference				
Normal	26 (36.6)	502 (28.2)	1.00 (Reference)	1.00 (Reference)
Abdominal adiposity	45 (63.4)	1,276 (71.8)	0.68 (0.42; 1.12)	0.74 (0.44; 1.26)

95%CI: 95% confidence interval; ND: no data; OR: odds ratio.

Note: abdominal adiposity: waist circumference – WC \geq 90cm for men and WC \geq 80cm for women (Alberti et al. 21).

*Adjusted for sex, age, race/skin color, schooling level, tobacco use, alcohol consumption, type of occupation, leisure physical activity and waist circumference;

** No participants were in this category

Table 6- Neighborhood socioeconomic environmental characteristics from census tracts of participants who lived inside and outside the clusters and their association. Belo Horizonte, Minas Gerais State and Salvador, Bahia State, Brazil. ELSA-Brasil 2008/2010. (Continued)

Characteristics	Diabetes		Crude OR (95%CI)	Adjusted OR *
	Yes n (%)	No n (%)		
Belo Horizonte [cluster (n = 132) with				
Neighborhood income per capita				
High	3 (2.3)	828 (35.2)	1.00 (Reference)	1.00 (Reference)
Middle	10 (7.6)	816 (34.7)	3.38 (0.93; 12.34)	2.64 (0.79; 11.94)
Low	119 (90.1)	710 (30.1)	46.26 (14.64; 146.11)	26.18 (9.12; 110.80)
Neighborhoods with adequate housing				
High	67 (50.8)	1,590 (67.5)	1.00 (Reference)	1.00 (Reference)
Low	65 (49.2)	764 (32.5)	2.02 (1.42; 2.87)	0.82 (0.55; 1.21)
Neighborhoods with litter				
Low	98 (74.2)	2,025 (86.0)	1.00 (Reference)	1.00 (Reference)
High	34 (25.8)	329 (14.0)	2.14 (1.42; 3.21)	0.96 (0.61; 1.50)
Neighborhoods with sidewalks				
High	63 (47.7)	1,588 (67.5)	1.00 (Reference)	1.00 (Reference)
Low	69 (52.3)	766 (32.5)	2.27 (1.60; 3.23)	1.17 (0.79; 1.72)
Salvador [cluster (n = 355) with higher chance]				
Neighborhood income per capita				
High	4 (1.2)	611 (40.9)	1.00 (Reference)	1.00 (Reference)
Middle	75 (21.1)	542 (36.3)	21.14 (7.68; 58.16)	17.20 (6.86; 57.79)
Low	276 (77.7)	341 (22.8)	123.63 (45.68; 334.64)	136.10 (53.16; 463.62)
Neighborhoods with adequate housing				
High	44 (12.4)	572 (38.3)	1.00 (Reference)	1.00 (Reference)
Middle	116 (32.7)	500 (33.5)	3.02 (2.09; 4.35)	1.55 (1.01; 2.41)
Low	195 (54.9)	422 (28.2)	6.01 (4.23; 8.53)	2.56 (1.63; 4.07)
Neighborhoods with litter				
Low	267 (75.2)	1,225 (82.0)	1.00 (Reference)	1.00 (Reference)
High	88 (24.8)	269 (18.0)	1.50 (1.14; 1.97)	1.31 (0.93; 1.83)
Neighborhoods with sidewalks				
High	54 (15.2)	561 (37.5)	1.00 (Reference)	1.00 (Reference)
Middle	120 (33.8)	497 (33.3)	2.51 (1.78; 3.53)	0.83 (0.53; 1.28)
Low	181 (51.0)	436 (29.2)	4.31 (3.11; 5.99)	0.30 (0.18; 0.48)
Salvador [cluster (n = 71) with low chance]				
Neighborhood income per capita				
High	60 (84.5)	555 (31.2)	1.00 (Reference)	1.00 (Reference)
Middle	4 (5.6)	613 (34.5)	0.06 (0.02; 0.17)	0.06 (0.02; 0.18)
Low	7 (9.9)	610 (34.3)	0.11 (0.05; 0.23)	0.12 (0.03; 0.36)
Neighborhoods with adequate housing				
High	49 (69.0)	567 (31.9)	1.00 (Reference)	1.00 (Reference)
Middle	10 (14.1)	606 (34.1)	0.19 (0.10; 0.38)	0.31 (0.14; 0.60)
Low	12 (16.9)	605 (34.0)	0.23 (0.12; 0.44)	0.46 (0.18; 1.08)

Table 6- Neighborhood socioeconomic environmental characteristics from census tracts of participants who lived inside and outside the clusters and their association. Belo Horizonte, Minas Gerais State and Salvador, Bahia State, Brazil. ELSA-Brasil 2008/2010. (Conclusion)

Neighborhoods with litter				
Low	13 (18.3)	344 (19.3)	1.00 (Reference)	1.00 (Reference)
High	58 (81.7)	1,434 (80.7)	0.93 (0.51; 1.72)	1.54 (0.76; 2.94)
Neighborhoods with sidewalks				
High	40 (56.3)	575 (32.4)	1.00 (Reference)	1.00 (Reference)
Middle	19 (26.7)	598 (33.6)	0.46 (0.26; 0.80)	1.11 (0.59; 2.03)
Low	12 (17.0)	605 (34.0)	0.28 (0.15; 0.55)	2.16 (0.73; 6.17)

95%CI: 95% confidence interval; ND: no data; OR: odds ratio.

Note: no participants were in this category living inside the cluster area of type 2 diabetes.

* Adjusted for sex, age, race/skin color, schooling level, tobacco use, alcohol consumption, type of occupation, leisure physical activity, waist circumference, and each socioeconomic environmental characteristic.

type 2 diabetes mellitus). At the individual level, black and mixed-race individuals and lower schooling levels were associated with greater chances of belonging to the cluster area with a high prevalence of type 2 diabetes mellitus in Belo Horizonte and Salvador, even after adjustments for the individual covariables. In the cluster identified with a low prevalence of type 2 diabetes mellitus in Salvador, this study found a minimal chance of black and low schooling level participants living in this area. In both cities, the low levels of neighborhood income per capita were related to high spatial clusters of type 2 diabetes mellitus. In Salvador, the best level of these variables (neighborhood income per capita and percentage of neighborhoods with adequate housing) were associated with the low spatial cluster of type 2 diabetes mellitus.

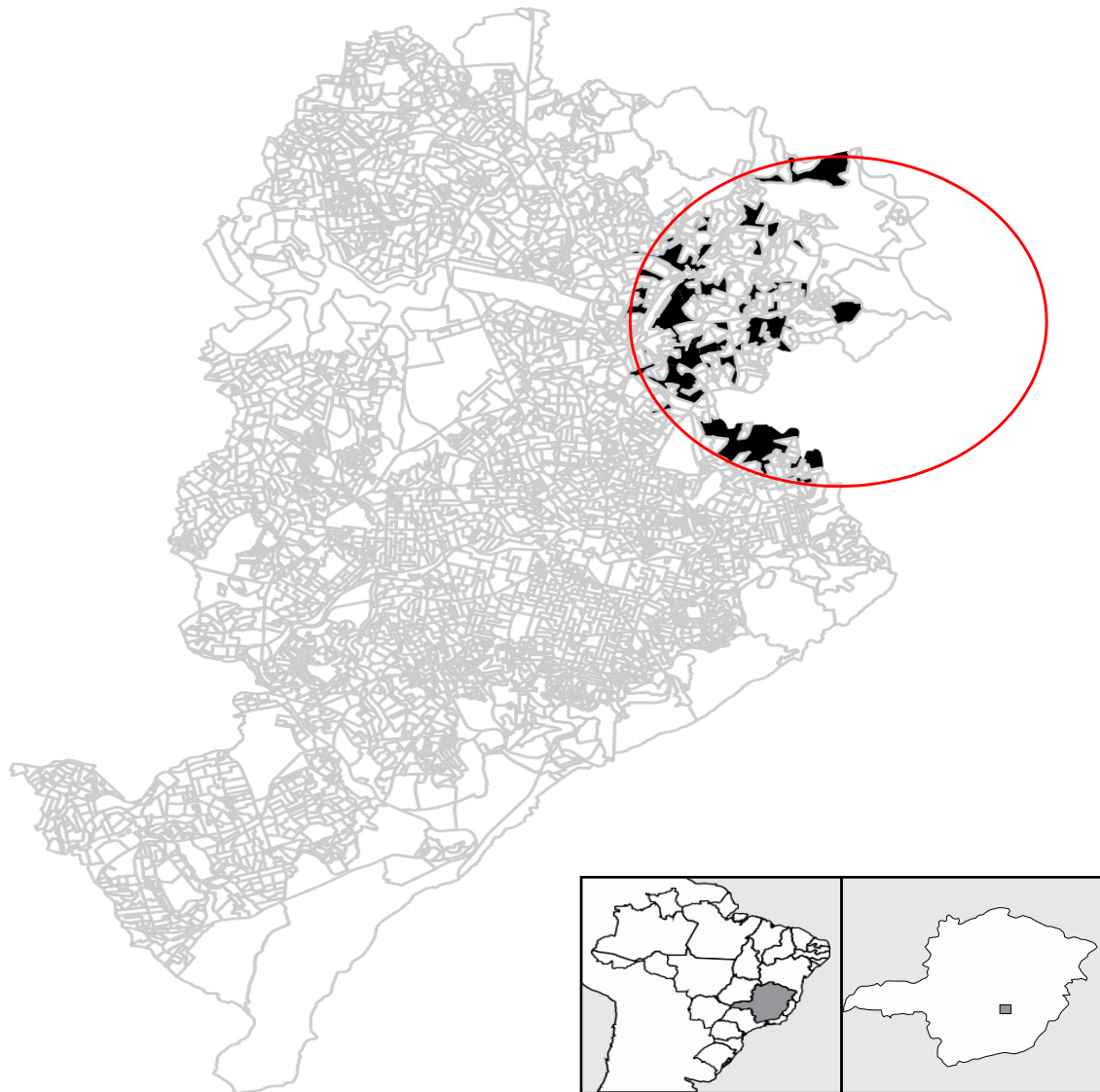
Our findings indicate a high prevalence of type 2 diabetes mellitus in participants of ELSA-Brasil from Belo Horizonte (13.5%) and Salvador (18.5%). In Belo Horizonte and Salvador, the occurrence of type 2 diabetes mellitus was greater in the cluster areas located, respectively, in the northeastern and northern regions compared to other areas. These cluster areas were characterized as being impoverished locations, with lower neighborhood income and higher proportions of mixed-race/black people, lower schooling levels, and manual work occupations. By contrast, the southern region of Salvador was a cluster area with a lower chance of type 2 diabetes mellitus. This area was characterized as a wealthier location, with a higher neighborhood income, and with a high schooling level and low proportion of black people. Finally, in both cities, we identified that, regardless of the individual characteristics, poor socioeconomic status of neighborhoods increased the chance of type 2 diabetes mellitus (low income, low percentage of adequate housing, high percentage of litter, and low percentage of sidewalks).

In summary, our results showed a relationship between poverty and social inequality and type 2 diabetes mellitus. Poorer people are more exposed to illness from NCDs, including type 2 diabetes mellitus, and to the worsening of their clinical conditions, due to the difficulty in meeting their health demands (GASKIN et al., 2014). Furthermore, low schooling levels make it difficult to understand health promotion, disease prevention, and treatment actions, limiting the subject's empowerment regarding self-care (GASKIN et al., 2014; TIRAPANI, 2019).

Regarding skin color, some studies have suggested that the racial and ethnic disparities observed in type 2 diabetes mellitus may reflect differences in socioeconomic factors associated with skin color rather than genetic issues (LINK; MACKINLAY; 2009; SIGNORELLO et al., 2007).

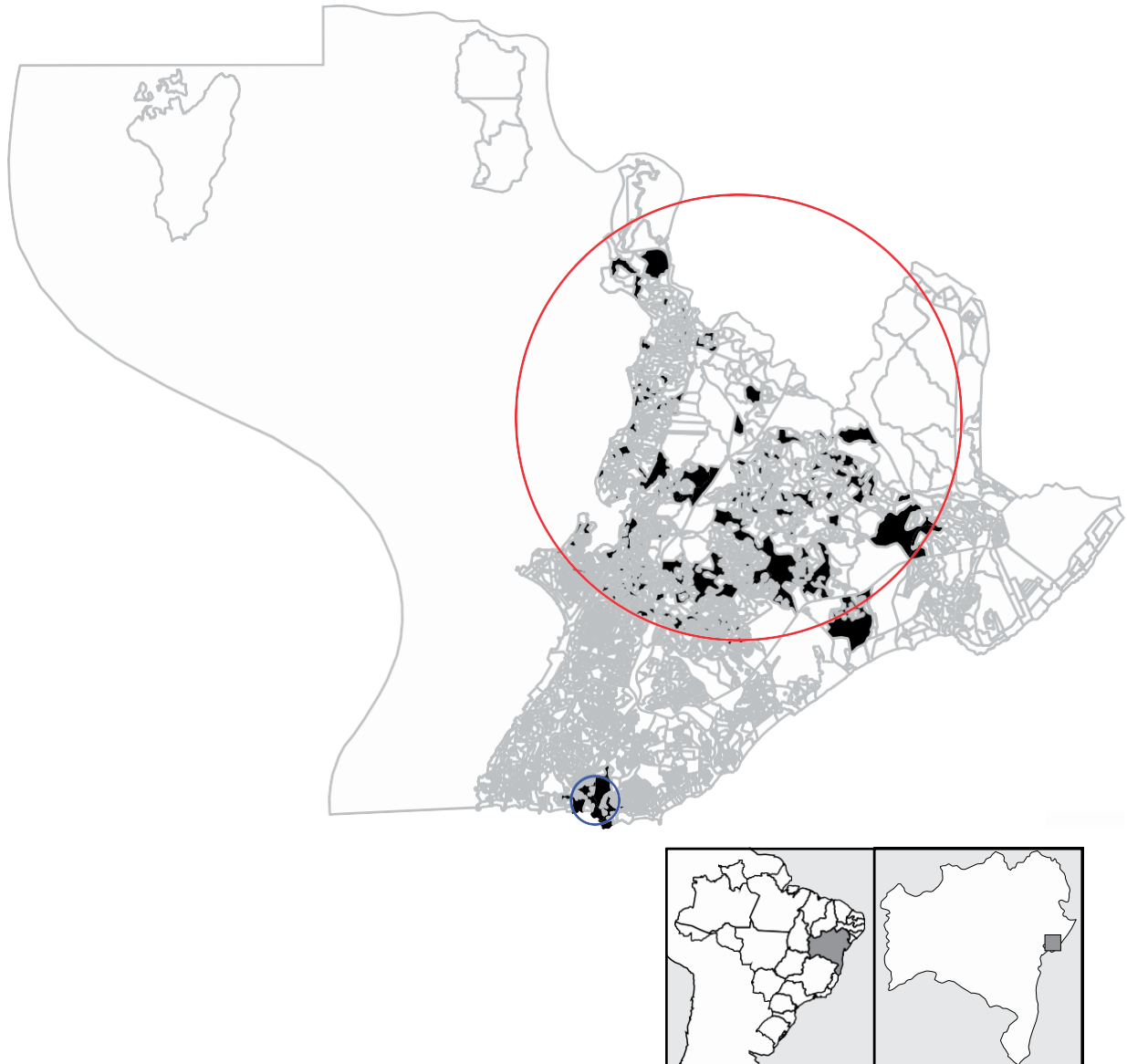
Furthermore, our results indicated that the areas with the highest and lowest chance of the occurrence of type 2 diabetes mellitus had territorial characteristics that highlighted social inequities. The areas with the highest concentration of people with type 2 diabetes mellitus had higher percentages of low-income families and neighborhoods with litter, and lower percentages of neighborhoods with adequate housing and neighborhoods with sidewalks. This profile was the opposite in the area with the lowest concentration of people with type 2 diabetes mellitus. Previous studies corroborate our findings, as they also showed that the areas with the greatest chance of the occurrence of type 2 diabetes mellitus were characterized as areas with worse socioeconomic conditions (LORD, 2020; SMURTHWAITE, 2017). A survey conducted in Argentina found that the diabetes mortality rate was higher in provinces with low socioeconomic development. Such results could be a consequence of structural problems and health service coverage (LEVEAN et al., 2017).

Figure 1 - The probable cluster with a high chance (red circle) of the presence of type 2 diabetes mellitus by the circular spatial scan statistic of punctual data. Belo Horizonte, Minas Gerais State, Brazil. ELSA-Brasil 2008/2010.



Note: the black areas inside of the detected clusters are census tracts defined from Brazilian Institute of Geography and Statistics (IBGE) that belong to the participants of the ELSA-Brasil study.

Figure 2 - The probable clusters of high (red circle) and low (blue circle) chances of the presence of type 2 diabetes mellitus by the circular spatial scan statistic of punctual data. Salvador, Bahia State, Brazil. ELSA-Brasil 2008/2010.



Note: the black areas inside of the detected clusters are census tracts defined from Brazilian Institute of Geography and Statistics (IBGE) that belong to the participants of the ELSA-Brasil study.

The distribution of population and economic activities in the urban space of cities is not homogeneous, but rather very uneven in several aspects. This article exemplifies this spatial inequality, associated with the prevalence of type 2 diabetes mellitus. The literature on regional and urban economics indicates two major forces that act on this distribution of economic activities (WEBER, 1969). The first is a specific hierarchy in the complexity of products and services offered in urban environments.

The effect on land rent, or rents, in this spatial distribution of economic activities on urban space will also affect the spatial location of the residences or dwellings of a city's population. Homes with more space available and more equipment associated with quality of life and leisure will be attracted to the proximity to these centers and the "concentric rings" formed in their surroundings. This trend will be reproduced by real estate developers who seek to maximize the income earned from the land they develop. Thus, the supply of high-standard housing is usually not homogeneous across space, but similar to economic activities concentrated in neighborhoods close to urban centers and constituents of so-called noble areas (JACOBES; 2014).

The constitution of this "urban fabric" produces a socioeconomic segregation not only by income level but is also reproduced in the urban space. The families with the highest income are in the same neighborhoods and regions, which, due to the logic of distribution of economic activities, are the neighborhoods closest to complex and diversified urban services. This dynamic creates a differentiation in the quality of life of these populations compared to those who live in peripheral areas (JACOBES; 2014; SCHOOTMAN et al; 2007).

Contemplating policies that do not consider this socioeconomic segregation indicated by the spatial distribution reinforce the tendency of increasing spatial heterogeneity associated with the occurrence of chronic diseases (CRESPO et al., 2020).

This study used the circular scan statistic of Kulldorff to indicate the spatial structure of the point process associated with type 2 diabetes mellitus. This is a well-known tool in spatial analysis, able to handle the major problems that have been faced by scan-type statistics in general: multiple hypothesis tests associated with a scanning window that moves through many regions of varying shapes and sizes, and the presence of non-negligible spatial correlations in the underlying point process. In fact, statistical inference under these circumstances tends to be problematic: the correlations that arise between the different tests due to factors such as proximity and adjacency invalidate standard procedures such as Bonferroni-type corrections for p-values. The method proposed by Kulldorff solves both problems by considering a maximum likelihood ratio test based on a single p-value associated with the most likely cluster area. From an inferential point of view, this is an important advantage of this approach and one of the main reasons for it becoming a standard in investigations such as the one we presented here (KULLDORF, 1997).

The cross-sectional design of this study limits the possibility of establishing temporal relation between variables. The association observed between the neighborhood and individual characteristics with type 2 diabetes mellitus inside and outside the clusters may be subject to

unmeasured sources of confounding factors. However, generalization in epidemiological studies may also be based on the plausibility of associations (ROTHMAN et al., 2013) to guide, for example, prevention and control programs to the different areas identified.

5. CONCLUSÃO

In conclusion, individual and neighborhood socioeconomic characteristics influenced the geographic distribution of participants with type 2 diabetes mellitus, leading to cluster areas with higher and lower chances of the occurrence of diabetes, characterized as poor and wealthy areas, respectively.

Contributors

F. L. P. Oliveira contributed to the study conception and design, data acquisition, analysis, and interpretation, and writing; and approved the final version. A. M. Pimenta contributed to the study conception and design, data acquisition and analysis, and writing; and approved the final version. B. B. Duncan contributed to the study conception and design, data acquisition and analysis, and writing; and approved the final version. R. H. Griep contributed to the study conception and design, data acquisition and analysis, and writing; and approved the final version. G. Souza contributed to the study conception and design, data acquisition and analysis, and writing; and approved the final version. S. M. Barreto contributed to the study conception and design, data acquisition and analysis, and writing; and approved the final version. L. Giatti contributed to the study conception and design, data acquisition and analysis, and writing; and approved the final version.

Additional information

ORCID: Fernando Luiz Pereira de Oliveira (0000- 0001-6513-3339);

Adriano Marçal Pimenta (0000-0001-7049-7575);

Bruce Bartholow Duncan (0000-0002-7491-2630);

Rosane Harter Griep (0000-0002-6250-2036);

Gustavo de Souza (0000-0003-4054-3184);

Sandhi Maria Barreto (0000-0001-7383-7811);

Luana Giatti (0000-0001-5454-2460).

Acknowledgments

The authors thank the staff and participants of the ELSA-Brasil study for their important contributions. Brazilian Ministry of Health; Brazilian Funding Authority for Studies and Projects (FINEP); Brazilian National Research Council (CNPq) and Brazilian Coordination for the Improvement of Higher Education Personnel (CAPES).

8. REFERENCES

- ALBERTI, K. G.; ZIMMET, P.; SHAW, J. Metabolic syndrome: a new world-wide definition: a consensus statement from the International Diabetes Federation. **Diabetic Medicine**, Oxford, v. 23, n. 5, p. 469-480. 2006.
- AQUINO, E. M. L. *et al.* Brazilian Longitudinal Study of Adult Health (ELSA-Brasil): objectives and design. **American Journal of Epidemiology**, Baltimore, v. 175, n. 4, p. 315-324, Feb. 2012.
- BARBER, S. *et al.* At the intersection of place, race, and health in Brazil: Residential segregation and cardio-metabolic risk factors in the Brazilian Longitudinal Study of Adult Health (ELSA-Brasil). **Social Science & Medicine**, Oxford, v. 199, p. 67-76, Feb. 2018.
- BOULTON, A. J. *et al.* The global burden of diabetic foot disease. **Lancet**, v. 366, n. 9498, p. 1719-1724, Nov. 2005.
- BOURNE, R. R. *et al.* Causes of vision loss worldwide, 1990-2010: a systematic analysis. *The Lancet*. **Global Health**, England, v. 1, n. 6, p. e339-e349, Dec. 2013.
- BRAVO, M. A.; ANTHOPOLOS, R.; MIRANDA, M. L. Characteristics of the built environment and spatial patterning of type 2 diabetes in the urban core of Durham, North Carolina. **Journal of Epidemiology and Community Health**, London, v. 73, n. 4, p. 303-310, Apr. 2019.
- CHAN, J. C. N. *et al.* The Lancet Commission on diabetes: using data to transform diabetes care and patient lives. **Lancet**, London, v. 396, n. 10267, p. 2019-2082, Dec. 2021.
- CRESPO, R. *et al.* A spatially explicit analysis of chronic diseases in small areas: a case study of diabetes in Santiago, Chile. **International Journal of Health Geographics**, London, v. 19, n. 1, p. 24. 2020.
- DAHLGREN, G.; WHITEHEAD, M. **Policies and strategies to promote social equity in health**. Stockholm, Sweden: Institute for Futures Studies, 1991.
- DANAEI, G. *et al.* Global and regional mortality from ischaemic heart disease and stroke attributable to higher -than- optimum blood glucose concentration: comparative risk assessment. **Lancet**, London, v. 368, n. 9548, p. 1651-1659, Nov. 2006.
- DeFRONZO, R. A. *et al.* (ed.). **International textbook of Diabetes Mellitus**. 4. ed. Hoboken, NJ: Wiley-Blackwell, 2015. 2 v.

GASKIN, D. J. *et al.* Disparities in diabetes: the nexus of race, poverty, and place. **American Journal of Public Health**, Washington, v. 104, n. 11, p. 2147-255, Nov. 2014.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. **Censo demográfico 2010: características da população e dos domicílios: resultados do universo**. Rio de Janeiro: IBGE, 2011b. Disponível em: <https://biblioteca.ibge.gov.br/index.php/biblioteca-catalogo?view=detalhes&id=793>. Acesso em: 28 maio 2022.

INTERNATIONAL DIABETES FEDERATION. **IDF diabetes atlas**. 10. ed. Brussels, Belgium: International Diabetes Federation, 2021. Disponível em: https://diabetesatlas.org/idfawp/resource-files/2021/07/IDF_Atlas_10th_Edition_2021.pdf. Acesso em: 26 maio 2022.

JACOBS, J. **Morte e vida de grandes cidades**. 3. ed. São Paulo: Martins Fontes, 2014.

KULLDORFF, M. A spatial scan statistic. **Communication in Statistics- Theory and Methods**, UK, v. 26, n. 6, p. 1481-1496, Jun. 1997.

LEVEAU, C. M. *et al.* Does geographic context matter in diabetes-related mortality? Spatial and time trends in Argentina, 1990-2012. **Cadernos de Saúde Pública**, Rio de Janeiro, v. 33, n. 1, p. e00169615, Feb. 2017.

LINK, C. L.; MCKINLAY, J. B. Disparities in the prevalence of diabetes: is it race/ethnicity or socioeconomic status? Results from the Boston Area Community Health (BACH) survey. **Ethnicity & Disease**, Atlanta, v. 19, n. 3, p. 288-292, 2009.

LORD, J.; ROBERSON, S.; ODOI, A. Investigation of geographic disparities of pre-diabetes and diabetes in Florida. **BMC Public Health**, London, v. 20, n. 1, p. 1226, Aug. 2020.

PROGRAMA DAS NAÇÕES UNIDAS PARA O DESENVOLVIMENTO; INSTITUTO DE PESQUISA ECONÔMICA APLICADA; FUNDAÇÃO JOÃO PINHEIRO. **Atlas do desenvolvimento humano no Brasil**. Brasília: PNUD: Ipea: FJP, 2020. Disponível em: <http://www.atlasbrasil.org.br/acervo/atlas>. Acesso em: 26 maio 2022.

ROTHMAN, K. J.; GALLACHER, J. E. J.; HATCH, E. E. Why representativeness should be avoided. **International Journal of Epidemiology**, London, v. 42, p. 1012-1014, Aug. 2013.

SARWAR, N. *et al.* Diabetes mellitus, fasting blood glucose concentration, and risk of vascular disease: a collaborative meta-analysis of 102 prospective studies. **Lancet**, London, v. 375, n. 9733, p. 2215-2222, Jun. 2010.

SCHOOTMAN, M. *et al.* The effect of adverse housing and neighborhood conditions on the development of diabetes mellitus among middle aged African Americans. **American Journal of Epidemiology**, Baltimore, v. 166, n. 4, p. 379-387, Aug. 2007.

SIGNORELLO, L. B. *et al.* Comparing diabetes prevalence between African americans and whites of similar socioeconomic status. **American Journal of Public Health**, New York, v. 97, n. 12, p. 2260-2267, 2007.

SMURTHWAITE, K.; BAGHERI, N. Using geographical convergence of obesity, cardiovascular disease, and type 2 diabetes at the neighborhood level to inform policy and practice. **Preventing Chronic Disease**, Atlanta, v. 14, p. E91, Oct. 2017.

TAMURA, K. *et al.* Geospatial clustering in sugar-sweetened beverage consumption among Boston youth. **International Journal of Food Sciences and Nutrition**, UK, v. 68, n. 6, p. 719-725, Sep. 2017.

TIRAPANI, L. D. S.; FERNANDES, N. M. D. S. A narrative review of the impacts of income, education, and ethnicity on arterial hypertension, diabetes mellitus, and chronic kidney disease in the world. **Saudi Journal of Kidney Diseases and Transplantation**, Riyadh, v. 30, n. 5, p. 1084-1096, 2019.

VALSON, J. S. *et al.* Spatial clusters of diabetes and physical inactivity: do neighborhood characteristics in high and low clusters differ? **Asia-Pacific Journal of Public Health**, Hong Kong, v. 31, n. 7, p. 612-621, Oct. 2019.

WEBER, A. **Theory of the location of industries**. Chicago: Chicago University Press, 1969.

WORLD HEALTH ORGANIZATION. **World health statistics 2018**: monitoring health for the SDGs, Sustainable Development Goals. Geneva: World Health Organization, 2018.

4.2 Artigo original 2 - Iniquidades na distribuição do risco de diabetes mellitus tipo 2 em participantes de uma coorte brasileira (ELSA-Brasil)

RESUMO:

Objetivo: Verificar se as condições socioeconômicas do indivíduo e do ambiente de vizinhança estão associadas a áreas com maior agrupamento geográfico de casos incidentes de diabetes mellitus tipo 2 (DM2) em participantes do Estudo Longitudinal de Saúde do Adulto (ELSA-Brasil). **Métodos:** Estudo de delineamento longitudinal, com dados de três visitas de seguimento da coorte ELSA-Brasil (2008–2010; 2012–2014; e 2017–2019). Foram incluídos 2.427 e 1.450 participantes sem diabetes na visita 1 da coorte, residentes dos municípios de Belo Horizonte e Salvador, respectivamente. A incidência de DM2 nas visitas 2 ou 3 foi definida pelos critérios: glicemia de jejum ≥ 126 mg/dL (7,0 mmol/L) ou teste oral de tolerância à glicose ≥ 200 mg/dL (11.1 mmol/L) ou hemoglobina glicada $\geq 6,5\%$ (48 mmol/L) ou uso de medicamento redutor da glicemia ou autorrelato de diagnóstico de DM2. As características socioeconômicas da vizinhança dos participantes foram obtidas do Censo Demográfico Brasileiro de 2010. O risco de maior agrupamento geográfico dos casos incidentes de DM2 foi estimado pela modelagem espaço-temporal com o uso dos métodos de análise de sobrevivência com fragilidade espacial. **Resultados:** Em Belo Horizonte, após mediana de 11,3 anos de seguimento (25.396 pessoas-ano), foram registrados 316 casos incidentes de DM2 (12,4 casos/1.000 pessoas-ano). Em Salvador, após mediana de 11,8 anos de seguimento (15.226

peças-ano), foram registrados 222 casos incidentes de DM2 (14,6 casos/1.000 peças-ano). As regiões mais ricas dos municípios de Belo Horizonte (Centro-Sul) e de Salvador (Litorânea) foram aquelas com menor risco de agrupar casos incidentes de DM2. Por outro lado, as regiões mais pobres dos municípios de Belo Horizonte (Norte e Nordeste) e de Salvador (Periferia) foram aquelas com maior risco de agrupar casos incidentes de DM2. Ademais, em Belo Horizonte, a idade e a renda da vizinhança se associaram, respectivamente, ao menor e ao maior tempo médio de incidência de DM2. **Conclusões:** Verificou-se iniquidades na distribuição temporal do risco de DM2 nos territórios dos municípios de Belo Horizonte e Salvador, com maior agrupamento de casos da doença nas áreas de maior vulnerabilidade social.

Palavras-chaves: Diabetes Mellitus Tipo 2, Fatores Sociodemográficos, Análise de Sobrevivência Espacial, Saúde Pública.

ABSTRACT:

Objective: To verify if the individual's and neighborhood's socioeconomic conditions are associated with the risk of geographic clustering of type 2 diabetes mellitus (T2DM). **Methods:** Prospective longitudinal study with 2,427 and 1,450 participants from Visit 1 (2008-10) of ELSA-Brasil, free of diabetes, residing, respectively, in Belo Horizonte and Salvador, monitored until April 1, 2022. Incident T2DM was defined by fasting blood glucose ≥ 126 mg/dL or oral glucose tolerance test ≥ 200 mg/dL or glycated hemoglobin $\geq 6.5\%$ or use of oral hypoglycemic medication/insulin or self-reported diagnosis of T2DM in two annual interviews follow-up. Neighborhood characteristics were obtained from the 2010 Brazilian Demographic Census. The risk of geographic clustering of incident cases was estimated using survival analysis methods with spatial fragility. **Results:** In Belo Horizonte, after a median of 11.3 years of follow-up, the incidence density corresponded to 12.4 cases/1,000 person-years and in Salvador, after a median of 11.8 years, to 14.6 cases/1,000 person-years. After adjustments, in Belo Horizonte, an increase of one year in age decreased the average time to develop T2DM ($b=-0.042$; 95%CI= -0.06 ; -0.025) while living in lower-income neighborhoods decreased the time to development of T2DM ($b=-0.488$; 95%CI= -0.739 ; -0.246) compared to the higher-income neighborhood. In Salvador, compared to the neighborhood with the lowest percentage of suitable houses, those with the highest percentage of suitable houses were associated with an increase in the average time to incidence of T2DM, after adjustments. **Conclusions:** Inequities were found in the spatial distribution of T2DM risk in the areas studied.

Keywords: Neighborhood, Cluster Analysis, Socioeconomic Factors

1. INTRODUÇÃO

O Diabetes Mellitus Tipo 2 (DM2) apresenta prevalência crescente em todo o mundo (ZHENG et al., 2018; DANIEL et al., 2022), atingindo cerca de 422 milhões de pessoas em 2014, a maioria vivendo em países de baixa e média renda. Estima-se que 548 milhões de pessoas viverão com DM2 até 2030 (SAEEDI et al., 2019). O Brasil se destaca ao ocupar o sexto lugar entre os dez principais países em números de pessoas com DM2, tendo um total de 16,7 milhões de adultos com idades entre 20 e 79 diagnosticados com a doença (MALTA et al., 2022).

O DM2 é multifatorial, resultante de interações complexas entre fatores biológicos, ambientais, comportamentais, sendo destacado o papel da alimentação rica em calorias e a inatividade física, bem como da obesidade (KOLB; MARTIN, 2011). A posição socioeconômica dos indivíduos também tem papel fundamental no risco da DM2, influenciando acesso à recursos ou comportamentos relacionados à saúde (AGARDH et al, 2011; HILL-BRIGGS et al, 2021). Entretanto, grande parte dos resultados são provenientes de estudos que têm os indivíduos como unidades de análise, que não consideram o contexto socioambiental em que as pessoas vivem e nem a distribuição espacial do DM2, aspectos que podem contribuir com evidências para subsidiar intervenções dirigidas a comunidades mais vulneráveis a fim de prevenir a DM2 (CUADROS et al, 2021).

Evidências apontam que a distribuição espacial do DM2 sugere a ocorrência de aglomerados espaciais em áreas com piores condições socioambientais. Bravo et al. (2019) observaram que entre brancos, mas não em negros, a maior distribuição espacial da prevalência de DM2 foi associada a características que denotam pior qualidade do ambiente em áreas urbanas de Durham (USA). Aglomerados espaciais de maior prevalência de DM2 também foram associados à características socioambientais desfavoráveis na Tailândia (TAPPO et al, 2022), Índia (VALSON et al, 2019), Nova Zelândia (WIKI J., KINGHAM S, CAMPBELL M., 2021) assim como ao pior contexto socioeconômico na China (LI et al, 2021). No Brasil, análise seccional com participantes do Estudo Longitudinal de Saúde do Adulto (ELSA-Brasil) residentes nas cidades de Belo Horizonte e Salvador apontou que, além da pior posição socioeconômica individual, piores condições socioeconômicas e do ambiente construído da vizinhança foram associadas aos aglomerados espaciais de maior ocorrência de DM2 (OLIVEIRA et al., 2023).

Estudos com técnicas de análise espacial baseados em modelagem robusta para identificar padrões no risco de desenvolver DM2 são escassos. Verificamos um estudo que identificou 42 aglomerados espaciais com incidência elevada de DM2 na população do estado de Utah nos Estados Unidos (MCCULLOUGH et al. 2021). Neste estudo os autores investigaram a dependência espacial com o desfecho de interesse usando o método de detecção de clusters puramente espacial SaTScan e o índice de Moran.

O objetivo deste estudo foi identificar padrões geográficos, usando métodos temporais, de incidência de DM2 e verificar se estão associados a condições socioeconômicas e individuais no contexto brasileiro. O método utilizado neste artigo permite capturar heterogeneidades espaciais menores, visto que utilizamos dados de pequenas áreas, vindo de encontro às

necessidades do nosso trabalho, onde buscamos analisar efeitos espaciais em DM2 dentro de municípios divididos pelos seus setores censitários.

2. MÉTODOS

Tipo do estudo e população

Este estudo utilizou dados do Estudo Longitudinal de Saúde do Adulto (ELSA-Brasil), uma coorte multicêntrica que incluiu 15.105 servidores públicos, de instituições de ensino e pesquisa de seis capitais brasileiras (Belo Horizonte, Porto Alegre, Rio de Janeiro, Salvador, São Paulo e Vitória) com idades entre 35 e 74 anos na linha de base (Visita 1, 2008-2010). Novas visitas para exames e entrevistas foram realizadas em 2012–2014 (Visita 2 – seguimento 1; taxa de retenção de 92,8%) e 2017–2019 (Visita 3 – seguimento 2; taxa de retenção de 83,7%). Em todas as visitas de exames e entrevistas, as coletas de dados foram realizadas por equipes previamente treinadas e certificadas, seguindo questionários e protocolos padronizados. Entrevistas anuais de seguimento por telefone foram realizadas a partir do primeiro ano da Visita 1, utilizando questionário padronizado. O desenho do estudo e perfil da coorte foram descritos em publicações anteriores (AQUINO et al., 2012; SCHMIDT et al., 2015).

No presente estudo, foram incluídos 2.563 participantes do ELSA-Brasil que residiam em Belo Horizonte e 1.551, em Salvador na Visita 1. Destes, foram excluídos aqueles com diabetes prevalente na Visita 1 (Belo Horizonte = 441 e Salvador = 383), sem dados válidos para as coordenadas geográficas relativas ao endereço residencial e participantes que se autodeclararam indígenas e amarelos, pelo pequeno número de observações com tais características, totalizando 2.427 participantes em Belo Horizonte e 1.450 em Salvador livres de diabetes na Visita 1.

De acordo com o Censo de 2010, o município de Belo Horizonte era composto por 3.936 setores censitários (unidade territorial, formada por áreas contíguas, de controle cadastral para o recenseamento) (https://www.ibge.gov.br/apps/snig/v1/notas_metodologicas.html?loc=0), 2.375.151 habitantes, densidade demográfica de 7.167,00 habitantes/Km² e Índice de Desenvolvimento Humano (IDH) de 0,810. Neste mesmo ano, o município de Salvador era composto por 3.591 setores censitários, 2.675.656 habitantes, densidade demográfica de 3.859,44 habitantes/Km² e IDH de 0,759 (IBGE, 2023; PREFEITURA DE SALVADOR, 2023).

Variável de desfecho: incidência de diabetes mellitus tipo 2

A incidência de DM2 foi aferida em cada visita de seguimento com base em medições e relatos dos participantes e por entrevistas anuais de seguimento entre visitas. DM2 incidente foi definido pela presença de um dos critérios a seguir: 1) autorrelato de diagnóstico médico de diabetes ou uso de medicamentos para diabetes nas duas semanas anteriores à entrevista; 2) presença de pelo menos uma medida laboratorial atingindo os respectivos pontos de corte: glicemia plasmática em jejum ≥ 126 mg/dl (7 mmol/L) ou glicemia plasmática de 2 horas ≥ 200 mg/dl (11,1 mmol/L) em um teste oral padrão de tolerância à glicose (OGTT) ou hemoglobina glicada (HbA1c) $\geq 6,5\%$ (48 mmol/mol); 3) relato de diagnóstico médico de DM2 na entrevista anual de seguimento em duas ligações após a última visita no centro de pesquisa.

As amostras de sangue foram coletadas após jejum de 10 a 14 horas, armazenadas em freezer a -80°C e analisadas no laboratório central certificado localizado em São Paulo. Todos os participantes sem diagnóstico conhecido de DM realizaram o OGTT (75g de solução de glicose oral). O nível de glicose no sangue foi medido pelo método colorimétrico enzimático (*ADVIA Chemistry; Siemens, Deerfield, Illinois*) e a HbA1c foi medida por cromatografia de alta pressão (*Bio-Rad Laboratories, Hercules, California*) usando método certificado pelo *National Glycohemoglobin Standardization Program*.

Casos novos de diabetes foram identificados nos participantes livres de diabetes na Visita 1 e monitorados até 01 de abril de 2022.

Covariáveis

As covariáveis deste estudo foram baseadas no trabalho anterior (OLIVEIRA et al., 2023). Os dados foram obtidos na linha de base e divididos em características individuais dos participantes e características da vizinhança onde os participantes residiam. Comportamentos relacionados à saúde e obesidade foram considerados potenciais mediadores da associação entre as características sociodemográficas individuais e características da vizinhança e a DM2, portanto não foram incluídas como covariáveis no presente estudo.

As variáveis individuais incluíram sexo, idade como variável contínua, raça/cor da pele autorreferida (branca e preta e parda, agregados em negra) e nível de escolaridade (superior completo; até superior incompleto). As variáveis socioeconômicas ambientais da vizinhança de moradia foram obtidas do Censo Demográfico Brasileiro 2010. (IBGE, 2010). A unidade de análise para construção das variáveis de vizinhança foram os setores censitários. Para isso, destacamos que a base de dados do ELSA-Brasil foi obtida em formatos georreferenciados a partir do endereço residencial informado na linha de base. Os setores censitários foram identificados a partir das coordenadas geográficas (X e Y) de cada ponto de residência dos participantes do estudo que foram georreferenciados no setor censitário.

Este estudo incluiu as seguintes variáveis socioeconômicas da vizinhança: (1) renda domiciliar média *per capita* do (em reais – BRL) estratificada em tercís; (2) percentual de vizinhanças com moradia adequada (moradores morando em casas adequadas devidamente identificadas/total de moradores em residência própria); (3) percentual de vizinhanças com lixo (moradores com acúmulo de lixo na via pública/total de moradores em residência própria); (4) percentual de vizinhanças com calçadas (moradores que possuem calçada/total de moradores em residência própria). Devido à distribuição assimétrica, essas três últimas variáveis foram divididas de acordo com a melhor partição estatística possível utilizando três ou duas categorias: baixa, média e alta; baixa e alta. Para a cidade de Salvador, a única variável com duas categorias foi o percentual da vizinhança com lixo exposto.

Análise estatística

Inicialmente, foram apresentados os tempos de seguimento e as incidências de DM2 nos participantes residentes em Belo Horizonte e em Salvador, além das frequências absolutas e relativas das características individuais e do ambiente de vizinhança dos participantes de cada capital.

O tempo até o evento foi obtido a partir de três situações: 1) para os que reportaram diagnóstico de DM2 nas entrevistas anuais de seguimento, foi considerado o tempo desde a data da Visita 1 até a data do diagnóstico informada; se a data de diagnóstico não foi informada, considerou-se o tempo médio entre a entrevista anual de seguimento em que o diagnóstico do DM2 foi relatado e a data da entrevista imediatamente anterior. O DM2 informado nas entrevistas anuais de seguimento foi considerado somente se o diagnóstico foi confirmado na visita subsequente; 2) para os participantes com DM2 autorreferido ou relato de uso de medicamentos na Visita 2 ou 3, foi utilizado a metade do tempo entre a Visita 1 e a visita em que o diagnóstico informado; 3) se o diagnóstico de DM2 foi baseado nos testes laboratoriais, a data do diagnóstico correspondeu àquela em que o primeiro dos três testes laboratoriais (glicemia em jejum, OGTT ou hemoglobina) atingiu o ponto de corte para diabetes e foi obtida por interpolações lineares dos valores dessas medidas nas Visitas 1, 2 e 3.

O tempo dos participantes sem diagnóstico de DM2 correspondeu ao período entre a data da Visita 1 e a data da última visita ou da última entrevista anual de seguimento ou do óbito monitorados até 01 de abril de 2022.

Na sequência, foi conduzida a modelagem espaço-temporal para estimativa do tempo até o diagnóstico de DM2 com o uso dos métodos de análise de sobrevivência com fragilidade espacial. Foram incluídos nos modelos estimados as variáveis individuais e de vizinhança. Para

tal, a primeira etapa foi definir a forma dos municípios a partir do pacote *geobr* do *software* R (<http://www.r-project.org>), no qual Belo Horizonte e Salvador apresentavam-se constituído por todos os formatos de seus setores censitários.

Foi considerado nesta análise, o tempo (aleatório) T até a transição para o estado diabético DM2, ou censura, para os participantes do estudo ELSA-Brasil nos municípios de Belo Horizonte e Salvador. Consideramos o estado DM2 positivo como absorvente e, portanto, a situação é formalmente análoga à utilizada em Análise de Sobrevidência. Daí, a taxa instantânea de falha representa a taxa temporal de ocorrência de novos casos dentro do modelo. Neste sentido, olhando para a variação h ao longo do mapa temos um indicativo das regiões de maior ou menor incidência de DM2, pois valores maiores de h em um dado instante significam que nele há uma maior risco de novos casos de DM2 por unidade de tempo.

$$h(t) = \lim_{\Delta t \rightarrow 0} \left\{ \frac{\mathbb{P}(t \leq T \leq t + \Delta t)}{\Delta t \times S(t)} \right\},$$

Incorporamos o efeito espacial nos modelos considerados para h de forma multiplicativa através de um termo de fragilidade Z :

$$h(t|Z) = Z h(t).$$

Para a taxa instantânea de falha condicional $h(t) = h(t|Z = 1)$, utilizamos um modelo paramétrico log-linear da forma $h(t, \mathbf{x}) = h_0(t) \exp(\beta^T \mathbf{x})$ explicitando a dependência em um vetor \mathbf{x} de covariáveis selecionadas do estudo, $h_0(t) = h(t, \mathbf{x} = 0)$ representa o baseline do processo de sobrevivência. A fragilidade espacial Z é modelada como um campo aleatório Markoviano Gaussiano estacionário e homogêneo, que será estimado juntamente com $h(t|Z)$ utilizando modelos de análise de sobrevivência espacial (BANERJEE et al., 2015; BANERJEE, 2016; TAYLOR, 2017; RUE et al., 2009; RUE et al., 2017).

No nível individual, sejam $i = 1, \dots, M$ setores censitários de cada município e denote por t_{ij} o valor de T para o j -ésimo participante do estudo no i -ésimo setor censitário, $j = 1, \dots, n_i$, onde n_i , denota o número de participantes no setor i , $\sum_i n_i = n$. Seja x_{ij} o vetor de covariáveis para esse indivíduo. Então, usando $W_i = \log(Z_i)$ o modelo de sobrevivência espacial paramétrico fornece

$$h(t_{ij}; x_{ij}|W) = h_0(t_{ij}) W_i \exp(\beta^T x_{ij}) = h_0(t_{ij}) \exp(\beta^T x_{ij} + W_i),$$

onde Z_i é o termo de fragilidade para o i -ésimo setor e $W_i = \log Z_i$. Os Z_i terão conjuntamente uma distribuição Gaussiana Multivariada centrada

$$(Z_1, \dots, Z_M) \sim \mathcal{N}_M(0, \theta^2 \mathbf{R}),$$

onde \mathcal{N}_M denota a distribuição Gaussiana M-dimensional e $\theta^2 \mathbf{R}$ é a matriz de covariâncias. O parâmetro θ representa a variância do efeito espacial $\mathbf{R} = (R_{kl})_{M \times M}$ é a matriz de coeficientes de correlação entre Z_k e Z_l . Essas correlações serão por sua vez modeladas por uma função de Matérn (RUE et al., 2017). A saber: se s_{ij} denota a distância entre as posições de referência (e.g., centroides) de s_i e s_j , tomamos $\rho(s_{ij})$ como

$$\rho(s) = \frac{(\phi s_{ij})^\nu k_\nu(\phi s_{ij})}{2^{\nu-1} \Gamma(\nu)},$$

onde s é a distância relativa ao centro ao longo do mapa, k_ν é a função de Bessel modificada do terceiro tipo, Γ é a função gama, $\phi > 0$ representa a taxa de decaimento da correlação com relação a s e $\nu > 0$ é um parâmetro de regularidade (ZHOU e HANSON, 2015).

Para o baseline $h_0(t)$, testamos as principais formas: Exponencial, Weibull, Log-logística e Log-normal. Além disso, estimamos os parâmetros de cada caso, ϕ, ν, θ , e o vetor de coeficientes de regressão β . Um aspecto em que nossa abordagem difere de algumas análises é no que diz respeito ao método de estimação dos parâmetros que caracterizam as funções de correlação. Dadas distribuições *a priori* para esses e os demais parâmetros, as estimativas e inferências sobre, por exemplo, as médias *a posteriori* são feitas tradicionalmente pelo método MCMC, cuja viabilidade de implementação foi vislumbrada nos trabalhos pioneiros nos anos 2000–2010 como HENDERSON e colaboradores (2002) devido aos avanços em computação Bayesiana da época. No entanto, mesmo com esses avanços as aplicações em Análise Espacial ainda eram extremamente custosas devido à considerável dimensionalidade dos espaços de parâmetros, afetando a qualidade das inferências e dos ajustes dos modelos. O desenvolvimento de métodos numéricos mais robustos, como o INLA (RUE et al., 2009) e o que utilizamos, chamada de abordagem SPDE (LINDGREN et al., 2011), o processo Gaussiano georreferenciado com função de covariância de Matérn gerando Z é representado com solução de uma equação diferencial parcial estocástica, e em seguida é aproximado pelo método das diferenças finitas LINDGREN et al. (2022). Este tipo de abordagem representa um avanço para a análise espacial. A sigla SPDE vem de “equação diferencial parcial estocástica” em inglês. Em linhas muito gerais, esse método é aplicado no nosso contexto usando uma equação desse tipo cuja solução seja um processo Gaussiano correlacionado com funções de correlação na forma de *Matérn*. Os detalhes técnicos são apresentados resumidamente em LINDGREN et al. (2022). A seleção de modelos é feita usando critérios Bayesianos de informação, a saber, os

critérios de informação do desvio (DIC) e de Watanabe-Akaike (WAIC) (ZHOU e HANSON 2018).

Todas as análises e gráficos apresentados e discutidos neste estudo foram produzidos utilizando a linguagem de programação R versão 3.5.1 com o IDE *RStudio* v1.3.125.

Questões éticas

O ELSA-Brasil foi aprovado pelo Comitê de Ética em Pesquisa de cada instituição participante. Todos os participantes assinaram o Termo de Consentimento Livre e Esclarecido em todas as visitas de exames e entrevistas.

3. RESULTADOS

Em Belo Horizonte, após mediana de 11,3 anos de seguimento, totalizando 25.396 pessoas-ano, foram registrados 316 casos incidentes de DM2 (12,4 casos/1.000 pessoas-ano). Em Salvador, após mediana de 11,8 anos de seguimento totalizando 15.226 pessoas-ano, foram registrados 222 casos incidentes de DM2 (14,6 casos/1.000 pessoas-ano).

A maioria dos participantes do estudo era do sexo feminino, com idade entre 41 e 60 anos, com nível superior completo, autodeclarados brancos em Belo Horizonte e negros em Salvador (**Tabela 1**).

Tabela 1 – Características individuais e da vizinhança de moradia da população de estudo. Belo Horizonte (n = 2.427) e Salvador (n = 1.450), ELSA-Brasil, 2008-2010. (Continua)

Characteristics	Belo Horizonte		Salvador	
	n	%	n	%
Sexo				
Feminino	1.307	53,9	863	59,5
Masculino	1.120	46,2	587	40,5
Idade (anos)				
31–40	259	10,7	131	9,0
41–50	917	37,8	534	36,8
51–60	854	35,2	488	33,7
61–70	332	13,7	253	17,5
71–80	65	2,7	44	3,0
Raça/cor da pele				
Branca	1.266	52,2	303	20,9
Negra	1.161	47,8	1.147	79,1
Escolaridade				
Superior completo	1.514	62,4	753	51,9
Até superior incompleto	913	37,6	697	48,1
Renda média per-capita da vizinhança				
Alta (3 ^o tercil)	828	34,1	485	33,4
Média	804	33,1	484	33,4

Tabela 1 – Características individuais e da vizinhança de moradia da população de estudo. Belo Horizonte (n = 2.427) e Salvador (n = 1.450), ELSA-Brasil, 2008-2010. (Conclusão)

Baixa (1 ^o tercil)	795	32,8	481	33,2
% de vizinhança com casas adequadas				
Alta	2.176	89,7	970	18,7
Média	-	-	209	14,4
Baixa	251	10,3	271	66,9
% de vizinhança com lixo exposto				
Baixa	2.256	92,9	1.318	90,9
Alta	171	7,1	132	9,1
% de vizinhança com presença de calçadas				
Alta	2.188	90,2	489	33,7
Média	-	-	481	33,2
Baixa	239	9,8	480	33,1

Na **Figura 1**, são apresentadas as distribuições espaciais das médias *a posteriori* de incidência de DM2 em Belo Horizonte e Salvador, dado pela taxa temporal de ocorrência até o evento de interesse. Observa-se que as regiões Centro-Sul do município de Belo Horizonte e a região Sudoeste de Salvador, que corresponde à região litorânea, foram aquelas com, em média, menor chance de agrupar casos incidentes de DM2. Ou seja, um tempo médio maior até o desenvolvimento do DM2 em participantes residentes nessas regiões. Por outro lado, as regiões Norte e Nordeste de Belo Horizonte e Nordeste de Salvador foram aquelas com, em média, um tempo menor para o desenvolvimento de casos incidentes de DM2. Na **Figura 2** foram apresentadas informações a respeito do desvio padrão do efeito espacial estimado pelos modelos. Para as duas cidades usamos o modelo de sobrevivência Log-normal que, dentre todos, obteve o menor DIC e WAIC.

Figura 1 - Distribuição espaço-temporal do risco médio de diabetes mellitus tipo 2. Belo Horizonte (n = 2.427) e Salvador (n = 1.450), ELSA-Brasil, 2008-2010 a 2022.

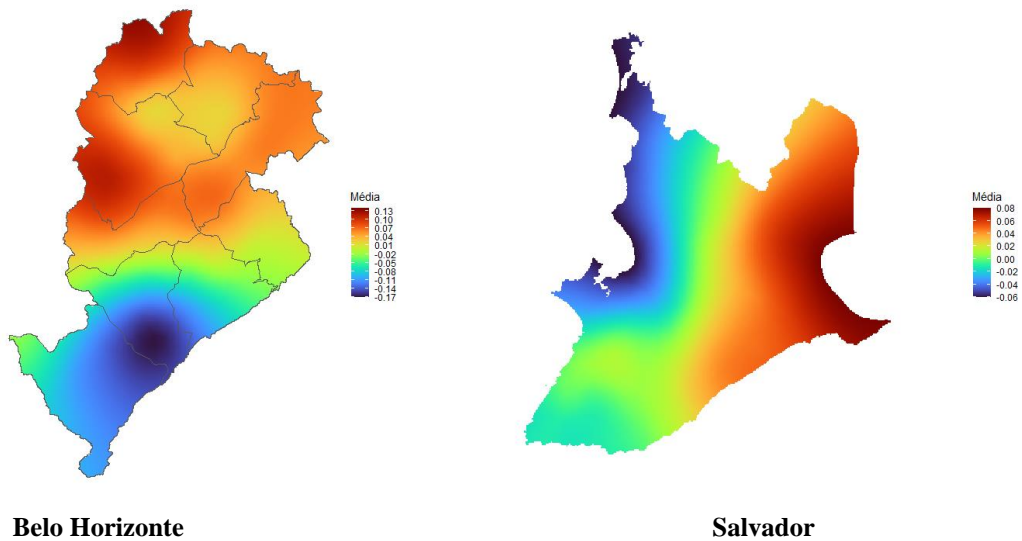
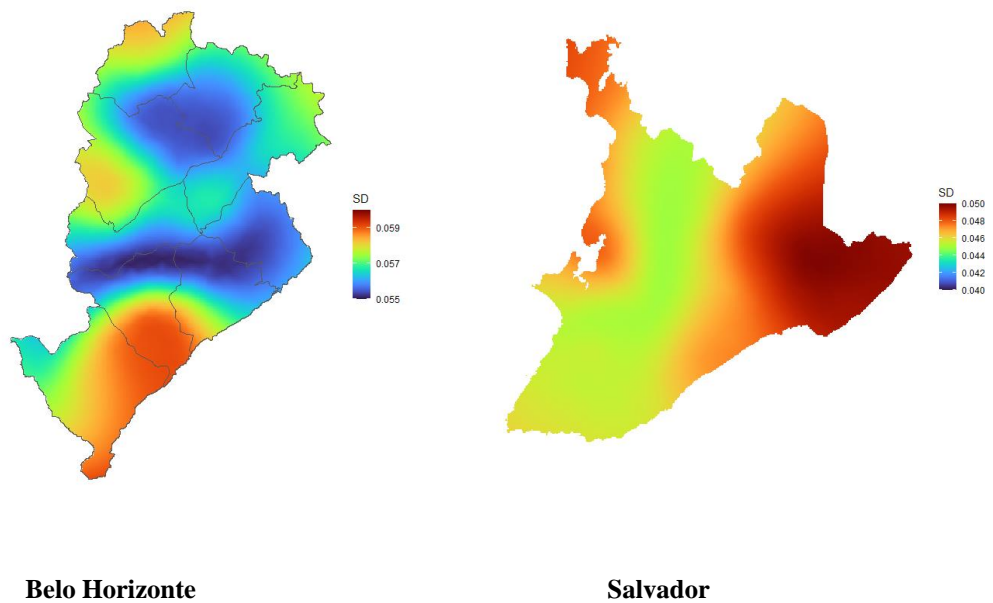


Figura 2 – Desvio padrão à *posteriori* do efeito médio no modelo. Belo Horizonte (n = 2.427) e Salvador (n = 1.450), ELSA-Brasil, 2008-2010 a 2022



Nas **Tabelas 2 e 3**, são apresentados as médias *a posteriori* dos efeitos das covariáveis no modelo multivariado para o do tempo médio de incidência de DM2, respectivamente, em Belo Horizonte e Salvador. Nesse tipo de modelagem estatística, a cada aumento de uma unidade ou mudança de categoria das covariáveis, aumenta-se ou diminui-se o tempo médio para o desenvolvimento de DM2.

Tabela 2 – Médias *a posteriori* dos efeitos das covariáveis sobre o tempo médio até a incidência do diabetes mellitus tipo 2. Belo Horizonte (n = 2.427), ELSA-Brasil, 2008-2010 a 2022. (Continua)

Características (categorias de referência)	Belo Horizonte	
	Média a posteriori	Intervalo de Credibilidade 95%
Sexo masculino (ref: feminino)	-0,1226	-0,4189 ; 0,1720
Idade (anos)	-0,0422	-0,0600 ; -0,0249
Raça/cor da pele negra (ref: branca)	0,1964	-0,1222 ; 0,5174
Escolaridade até superior incompleto (ref: superior)	-0,1654	-0,5294 ; 0,1963
Renda média per capita da vizinhança (ref: > categoria, 3 ^o tercil)	-0,4879	-0,7391 ; -0,2462
% de vizinhança com casas adequadas (ref: > categoria, percentil 90%)	0,0577	-0,5726 ; 0,6868

Tabela 2 – Médias *a posteriori* dos efeitos das covariáveis sobre o tempo médio até a incidência do diabetes mellitus tipo 2. Belo Horizonte (n = 2.427), ELSA-Brasil, 2008-2010 a 2022. (Conclusão)

% de vizinhança com lixo exposto (ref:< categoria, percentil 93%)	-0,4991	-1,0965 ; 0,0912
% de vizinhança com presença de calçadas (ref: > categoria, percentil 90%)	-0,2579	-1,0074 ; 0,4898

Nota: Para valores negativos, interpretamos como o tempo médio para ocorrência da *diabetes mellitus* tipo 2 diminui. Ou seja, em média, adoecem mais rápido (em relação a categoria de referência). Valores positivos da média a posteriori temos um aumento no tempo médio para ocorrência DM2. Covariáveis significativas, a 95% de credibilidade, considerando o intervalo de credibilidade: Idade e Renda média per-capita.

Entre os residentes de Belo Horizonte, verificou-se que a idade e a renda da vizinhança se associaram ao tempo médio de desenvolvimento do DM2. Portanto, a cada unidade no aumento da idade, diminui-se em 4,2% ($\beta = -0,0422$; IC95% = -0,0600; -0,0249) o tempo médio até a incidência do DM2. Por outro lado, tendo como referência a categoria de maior renda da vizinhança, estar nas categorias de menores rendas da vizinhança diminui em 49% ($\beta = -0,4879$; IC95% = -0,7391; -0,2462) a média do tempo para o desenvolvimento do DM2 (**Tabela 2**).

Tabela 3 – Médias *a posteriori* dos efeitos das covariáveis sobre o tempo médio até a incidência do diabetes mellitus tipo 2. Salvador (n = 1.450), ELSA-Brasil, 2008-2010 a 2022.

Características (categorias de referência)	Salvador	
	Média a posteriori	Intervalo de Credibilidade 95%
Sexo masculino (ref: feminino)	-0,0117	-0,3426 ; 0,3198
Idade (anos)	-0,0170	-0,0355 ; 0,0012
Raça/cor da pele negra (ref: branca)	-0,1957	-0,6376 ; 0,2437
Escolaridade até superior incompleto (ref: superior)	-0,1399	-0,5186 ; 0,2367
Renda média per capita da vizinhança (ref: > categoria, 3 ^o tercil)	-0,0449	-0,3274 ; 0,2373
% de vizinhança com casas adequadas (ref: > categoria, percentil 19%)	0,2588	-0,0045 ; 0,5260
% de vizinhança com lixo exposto (ref:< categoria, percentil 91%)	0,0266	-0,5390 ; 0,5927
% de vizinhança com presença de calçadas (ref: > categoria, 3 ^o tercil)	-0,0878	-0,3800 ; 0,2029

Nota: Para valores positivos da média a posteriori temos um aumento no tempo médio para ocorrência da diabetes mellitus tipo 2. Valores negativos interpretamos como o tempo médio para ocorrência da DM2 diminui. Pelo intervalo de credibilidade não encontramos nenhuma covariável com significativa estatística a 95% de credibilidade.

Após a análise multivariada, nenhuma característica individual ou da vizinhança dos participantes se associou ao tempo médio de incidência de DM2 no município de Salvador, ainda que a variável residência adequada tenha ficado próximo ao limite de significância estatística. Tendo como referência a categoria de menor percentual de casas adequadas na vizinhança, estar nas categorias de maiores percentuais de casas adequadas na vizinhança aumentou em 26% ($\beta = 0,2588$; IC95% = -0,0045; 0,5260) o tempo médio para a incidência de DM2 (**Tabela 3**).

4. DISCUSSÃO

Os achados do presente estudo mostraram desigualdades na distribuição espaço-temporal da incidência de DM2 entre os participantes do ELSA-Brasil residentes em Belo Horizonte e Salvador com identificação de áreas com maior e menor agrupamento geográfico

de casos incidentes de DM2 nas duas cidades. Além disso, os resultados mostraram que melhores indicadores socioeconômicos dos ambientes de vizinhança aumentaram o tempo médio de incidência de DM2, particularmente, a renda (Belo Horizonte) e o percentual de casas adequadas (Salvador). No âmbito individual, apenas o avançar da idade dos participantes em Belo Horizonte se associou ao menor tempo médio para o desenvolvimento de DM2.

As áreas com maior agrupamento geográfico do DM2 nas duas cidades são caracterizadas como áreas com piores indicadores socioeconômicos, que sugerem maior vulnerabilidade social, enquanto as áreas com menor agrupamento geográfico de DM2 estavam localizadas em regiões com melhores indicadores nas duas cidades. Ao identificar maior agregação de casos de DM2 com menor tempo médio em áreas geográficas mais vulneráveis socioeconomicamente, nossos resultados avançam os achados de estudos prévios (FLOR et al., 2017; BALDEÓN et al., 2021; AUGUSTO et al., 2022; VENDRAME et al., 2023), incluindo aquele publicado com a nossa base de dados (OLIVEIRA et al., 2023), pois esses estudos analisaram dados prevalentes de DM2. Até onde foi possível verificar, o presente estudo, no nosso conhecimento, é o primeiro no Brasil a utilizar uma técnica estatística que, ao mesmo tempo que calcula o risco da aglomeração geográfica de casos incidentes de DM2, estima os determinantes para o tempo médio de desenvolvimento da doença, em uma perspectiva espacial.

Estudos baseados em dados individuais, realizados em diversas partes do mundo, também denotam a relação socioeconômica com o DM2. Na Europa, um estudo evidenciou que o baixo nível socioeconômico pode aumentar significativamente o risco de pré-diabetes e DM2 (KYROU et al., 2020). Nos Estados Unidos, um estudo de coorte retrospectivo com o objetivo de avaliar fatores sociodemográficos e clínicos associados a crises hiperglicêmicas em adultos com DM2 mostrou que a baixa renda, entre outros fatores, foi associada a um risco aumentado de crises hiperglicêmicas. Em uma população de adultos sul coreanos, um estudo de coorte evidenciou que uma diminuição na renda estava associada a um risco elevado de DM2, enquanto um rendimento mais elevado se associou a um risco reduzido de DM2 (PARK et al., 2023).

Há outros agravantes que corroboram para o aumento da incidência de DM2 na população e precisam ser considerados como, por exemplo, as diferenças regionais muito comuns em países de baixa e média renda, que concentram altos índices de morbimortalidade (KANG et al., 2021; DANIEL, et al., 2022; CHANDRUPATLA, et al).

A redução da carga de DM2 requer estratégias de intervenção custo-efetivos que também considerem seus determinantes estruturais e o contexto em que as pessoas vivem.

(THORNTON et al, 2020). Nesse aspecto, para subsidiar intervenções, é importante que pesquisadores se disponham em avaliar o impacto das variáveis sociodemográficas em determinados grupos populacionais e regiões geográficas específicas, visto que a DM2 é uma DCNT que demanda a adesão do paciente a diversas recomendações clínicas e comportamentais, socialmente condicionadas, ou seja que sofrem a ação de forças econômicas e políticas sociais (WHO, 2021; TAVARES et al., 2023).

As características dos locais onde as pessoas residem influenciam os comportamentos relacionados à saúde. A intitulada “saúde dos bairros” medida da facilidade de locomoção, presença de áreas recreativas e acessibilidade de alimentos saudáveis, configura-se como um influenciador de comportamentos saudáveis que precisa ser considerado (BRAVEMAN, P.; GOTTLIEB, 2014). Dentro de áreas urbanas a chance de desenvolver o DM2 é menor em grupos de pior nível socioeconômico, que tendem a morar em regiões com piores indicadores de desenvolvimento social em cada município (GHASSAB-ABDOLLAHI et al., 2023).

Como limitação deste estudo destaca-se o fato do ELSA-Brasil não ser composto por uma amostra representativa da população adulta dos municípios estudados. Por outro lado, o longo tempo de seguimento da coorte e o pioneirismo da técnica de análise de dados, particularmente no Brasil são pontos fortes deste estudo.

5. CONCLUSÃO

Nossos resultados corroboram a evidência de que existem iniquidades na distribuição espacial do risco de DM2, com maior agrupamento de casos da doença nas áreas de maior vulnerabilidade social. Além disso, nossos achados, apontam para que as piores condições socioeconômicas do ambiente de vizinhança aumentam o risco de ocorrência da doença.

6. FOMENTO

O ELSA-Brasil foi financiado pelo Ministério da Saúde do Brasil (Departamento de Ciência e Tecnologia); e o Ministério da Ciência, Tecnologia e Inovação do Brasil (Financiadora de Estudos e Projetos, FINEP; e Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico Desenvolvimento, CNPq), [números de bolsas. 01 06 0010,00 RS, 01 06 0212,00 BA, 01 06 0300,00 ES, 01 06 0278,00 MG, 01 06 0115,00 SP e 01 06 0071,00 RJ]. Este estudo foi parcialmente financiado pela Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de

Nível Superior (CAPES) [Código Financeiro 001]. FLPO, LG, SMB, AMP são bolsistas de pesquisa do CNPq.

7. AGRADECIMENTO

Os autores agradecem à equipe e participantes do estudo ELSA-Brasil por suas importantes contribuições.

8. REFERÊNCIAS

AGARDH, Emilie et al. Type 2 diabetes incidence and socio-economic position: a systematic review and meta-analysis, *International Journal of Epidemiology*, Volume 40, Issue 3, June 2011, Pages 804–818, <https://doi.org/10.1093/ije/dyr029>.

AQUINO, Estela ML et al. Brazilian longitudinal study of adult health (ELSA-Brasil): objectives and design. *American journal of epidemiology*, v. 175, n. 4, p. 315-324, 2012. DOI:<https://doi.org/10.1093/aje/kwr294>. Disponível em: <https://academic.oup.com/aje/article/175/4/315/116011?login=false>. Acesso em: 08 de set. 2023.

AUGUSTO, N. A.; JAIME, P. C.; LOCH, M. R. Espaço geográfico urbano e consumo de frutas e hortaliças: Pesquisa Nacional de Saúde 2013. *Ciência & Saúde Coletiva*, v. 27, n. 4, p. 1491–1502, abr. 2022. DOI: <https://doi.org/10.1590/1413-81232022274.00352021>. Acesso em: 21 jul. 2023.

BALDEÓN, Manuel E. et al. Prevalence of metabolic syndrome and diabetes mellitus type-2 and their association with intake of dairy and legume in Andean communities of Ecuador. *Plos one*, v. 16, n. 7, p. e0254812, 2021. DOI: <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0254812>. Disponível em: <https://journals.plos.org/plosone/article?id=10.1371/journal.pone.0254812>. Acesso em 07 set. 2023.

BRAVEMAN, Paula; GOTTLIEB, Laura. The social determinants of health: it's time to consider the causes of the causes. *Public health reports*, v. 129, n. 1_suppl2, p. 19-31, 2014. DOI: <https://doi.org/10.1177/00333549141291S206>. Disponível em: <https://journals.sagepub.com/doi/10.1177/00333549141291S206>. Acesso em: 21 de jul. 2023.

BRAVO, Mercedes A.; ANTHOPOULOS, Rebecca; MIRANDA, Marie Lynn. Characteristics of the built environment and spatial patterning of type 2 diabetes in the urban core of Durham, North Carolina. *Journal Epidemiology Community Health*, v. 73, n. 4, p. 303-310, 2019. DOI: <https://doi.org/10.1136/jech-2018-211064>. Disponível em: <https://jech.bmj.com/content/73/4/303>. Acesso em: 21 de jul. 2023.

BRASIL, I. B. G. E. Instituto Brasileiro de geografia e Estatística. Censo demográfico, 2010. 2010.

CHANDRUPATLA, Siddardha G. et al. Diabetes and prediabetes prevalence among young and middle-aged adults in India, with an analysis of geographic differences: findings from the National Family Health Survey. **Epidemiology and Health**, v. 42, 2020. DOI: 10.4178/epih.e2020065. Disponível em: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC7871157/>. Acesso em: 21 de jul. 2023.

CUADROS DF., LI J., MUSUKA G., AWAD SF. Spatial epidemiology of diabetes: Methods and insights. **World J Diabetes** 2021; 12(7): 1042-1056

DANIEL, Kilemi; ONYANGO, Nelson Owuor; SARGUTA, Rachel Jelagat. A spatial survival model for risk factors of under-five child mortality in Kenya. **International Journal of Environmental Research and Public Health**, v. 19, n. 1, p. 399, 2022. DOI: <https://doi.org/10.3390/ijerph19010399> Disponível em: <https://www.mdpi.com/1660-4601/19/1/399>. Acesso em: 21 de jul. 2023.

FLOR, Luisa Sorio; CAMPOS, Monica Rodrigues. Prevalência de diabetes mellitus e fatores associados na população adulta brasileira: evidências de um inquérito de base populacional. **Revista brasileira de epidemiologia**, v. 20, p. 16-29, 2017. DOI: <https://doi.org/10.1590/1980-5497201700010002>. Disponível em: <https://www.scielo.br/j/rbepid/a/sHGvt9sy9YdGcGNWXyhh8GL/>. Acesso em: 08 de set. 2023.

GHASSAB-ABDOLLAHI, Nafiseh et al. Gender and urban–rural residency based differences in the prevalence of type-2 diabetes mellitus and its determinants among adults in Naghadeh: Results of IraPEN survey. **Plos one**, v. 18, n. 3, p. e0279872, 2023. DOI: 10.1371/journal.pone.0279872. Acesso em: 08 de set. 2023.

HENDERSON, R., SHIMAKURA S. and GROST, D. (2002). Modelling spatial variation in Leukaemia survival data. **Journal of the American Statistical Association**, 97, 965-972.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. Censo demográfico 2010. Características da população e dos domicílios: resultados do universo. Rio de Janeiro: Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística, 2011.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. Cidades. Disponível em: <https://cidades.ibge.gov.br>. Acesso em: 08 jun. 2023.

KANG, Ning et al. Health-related quality of life among rural adults with type 2 diabetes mellitus: a cross-sectional study. **European Journal of Public Health**, v. 31, n. 3, p. 547-553, 2021. DOI: 10.1093/eurpub/ckaa247. Acesso em: 28 jun. 2023.

KYROU, Ioannis et al. Sociodemographic and lifestyle-related risk factors for identifying vulnerable groups for type 2 diabetes: a narrative review with emphasis on data from Europe. **BMC endocrine disorders**, v. 20, p. 1-13, 2020. DOI: 10.1186/s12902-019-0463-3. Disponível em: <https://link.springer.com/article/10.1186/s12902-019-0463-3>. Acesso em 29 jun. 2023.

LI Y, FEI T, WANG J, NICHOLAS S, LI J, XU L, HUANG Y, Li H. Influencing Indicators and Spatial Variation of Diabetes Mellitus Prevalence in Shandong, China: A Framework for Using Data-Driven and Spatial Methods. **Geohealth**. 2021 Mar 1;5(3):e2020GH000320. doi: 10.1029/2020GH000320. PMID: 33778309; PMCID: PMC7989969.

LORD, Jennifer; ROBERSON, Shamari; ODOI, Agricola. Investigation of geographic disparities of pre-diabetes and diabetes in Florida. **BMC Public Health**, v. 20, p. 1-15, 2020. DOI: <https://doi.org/10.1186/s12889-020-09311-2>. Disponível em: <https://link.springer.com/article/10.1186/s12889-020-09311-2>. Acesso em: 07 de sep. 2023.

LINDGREN, F. et al. An explicit link between Gaussian fields and Gaussian Markov random fields: the stochastic partial differential equation approach. *J.R. Stat. Soc. Ser. B Stat. Methodol.* 73, pp. 423-498, 2011.

LINDGREN, F. et al. The SPDE approach for Gaussian and non-Gaussian fields: 10 years and still running. *Spatial Statistics*, v.50, p.100599, 2022.

MALTA, Deborah Carvalho et al. Indicators of the line of care for people with diabetes in Brazil: National Health Survey 2013 and 2019. **Epidemiologia e Serviços de Saúde**, v. 31, 2022. DOI: 10.1590/ss2237-9622202200011.especial. Acesso em 29 jun. 2023.

McCullough ML, Wan N, Pezzolesi MG, Collins TW, Grineski SE, Wei YD, Lazaro-Guevara J, Frodsham SG, Vanderslice JA, Holmen JR, Srinivas TR, Clements SA. Type 1 Diabetes incidence among youth in Utah: A geographical analysis. **Soc Sci Med**. 2021 Jun;278:113952. doi: 10.1016/j.socscimed.2021.113952. Epub 2021 Apr 19. PMID: 33933801; PMCID: PMC8686266.

OLIVEIRA, F.L.P. et al. Spatial clusters of diabetes: individual and neighborhood characteristics in the ELSA-Brasil cohort study. **Cadernos de Saúde Pública**, 39(5):e00138822, 2023. DOI: 10.1590/0102-311XEN138822. Disponível em: <https://www.scielo.br/j/csp/a/Mg7CS8Rv6F6pg8WFms5TZss/?lang=en>. Acesso em: 08 de sep. 2023.

PARK, Jimin Clara et al. Association of Sustained Low or High Income and Income Changes With Risk of Incident Type 2 Diabetes Among Individuals Aged 30 to 64 Years. **JAMA Network Open**, v. 6, n. 8, p. e2330024-e2330024, 2023. DOI: doi:10.1001/jamanetworkopen.2023.30024. Acesso em: 30 jul. 2023.

PREFEITURA DE SALVADOR. Salvador Dados. Disponível em: <https://dados.salvador.ba.gov.br>. Acesso em: 08 jun. 2023.

RUE, H. et al. Approximate Bayesian Inference for Latent Gaussian Models by Using Integrated Nested Laplace Approximations. **Journal of the Royal Statistical Society B**, 71(2), pp. 319-392, 2009.

RUE, H. et al. Bayesian Computing with INLA: A Review. *Annual Review of Statistics and Its Application*, v.4, pp. 395-421, 2017.

SAEEDI, Pouya et al. Global and regional diabetes prevalence estimates for 2019 and

projections for 2030 and 2045: Results from the International Diabetes Federation Diabetes Atlas, 9th edition. **Diabetes Research and Clinical Practice**, v. 157, p. 107843, 2019. DOI:10.1016/j.diabres.2019.107843. Acesso em: 08 jun. 2023.

SCHMIDT, Maria Inês et al. Cohort profile: longitudinal study of adult health (ELSA-Brasil). **International journal of epidemiology**, v. 44, n. 1, p. 68-75, 2015. DOI: <https://doi.org/10.1093/ije/dyu027>. Acesso em: 08 de sep. 2023.

Tappo S, Laohasiriwong W, Puttanapong N. Spatial association of socio-demographic, environmental factors and prevalence of diabetes mellitus in middle-aged and elderly people in Thailand. **Geospat Health**. 2022 Nov 29;17(2). doi: 10.4081/gh.2022.1091. PMID: 36468601.

TAVARES, Victória Brioso et al. Sociodemographic Factors, Health Literacy, Biochemical Parameters and Self-Care as Predictors in Patients with Type 2 Diabetes Mellitus. **International Journal of Environmental Research and Public Health**, v. 20, n.4, p. 3082, Feb. 2023. DOI: 10.3390/ijerph20043082. PMID: 36833776; PMCID: PMC9966953. Disponível em: 10.3390/ijerph20043082. Acesso em: 08 de sep. 2023.

THORNTON, Pamela L. et al. New research directions on disparities in obesity and type 2 diabetes. **Annals of the New York Academy of Sciences**, v. 1461, n. 1, p. 5-24, 2020. DOI: <https://doi.org/10.1111/nyas.14270>. Disponível em: <https://nyaspubs.onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1111/nyas.14270>. Acesso em: 21 de jul. 2023.

VALSON, Joanna Sara et al. Spatial clusters of diabetes and physical inactivity: do neighborhood characteristics in high and low clusters differ?. **Asia Pacific Journal of Public Health**, v. 31, n. 7, p. 612-621, 2019. DOI: <https://doi.org/10.1177/1010539519879322>. Acesso em: 07 de sep. 2023.

Wiki J, Kingham S, Campbell M. A geospatial analysis of Type 2 Diabetes Mellitus and the food environment in urban New Zealand. **Soc Sci Med**. 2021 Nov; 288:113231. doi: 10.1016/j.socscimed.2020.113231. Epub 2020 Jul 26. PMID: 32741687.

WORLD HEALTH ORGANIZATION. Health Promotion Glossary of Terms 2021. World Health Organization; Geneva, Switzerland: 2021.

ZHENG, Yan; LEY, Sylvia H.; HU, Frank B. Global aetiology and epidemiology of type 2 diabetes mellitus and its complications. **Nature reviews endocrinology**, v. 14, n. 2, p. 88-98, 2018. DOI: 10.1038/nrendo.2017.151. Disponível em: <https://www.nature.com/articles/nrendo.2017.151>. Acesso em: 21 de jul. 2023.

Zhou, H., Hanson, T. (2015). Bayesian Spatial Survival Models. In: Mitra, R., Müller, P. (eds) Nonparametric Bayesian Inference in Biostatistics. **Frontiers in Probability and the Statistical Sciences**. Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-319-19518-6_11

Zhou, H., Hanson, T., & Zhang, J. (2020). spBayesSurv: Fitting Bayesian Spatial Survival Models Using R. **Journal of Statistical Software**, 92(9), 1–33. <https://doi.org/10.18637/jss.v092.i09>

6 CONSIDERAÇÕES FINAIS E TRABALHOS FUTUROS

As mudanças urbanísticas e econômicas desenvolvem um processo fundamental na formação de um ambiente mais propício na prevalência e incidência da DM2 nos municípios de Belo Horizonte e Salvador. Estes resultados científicos corroboram com trabalhos na literatura mundial, considerando diferentes estruturas econômicas e de formação da vizinhança. Esses dados quando modelados por técnicas avançadas de estatística espacial podem ser úteis no auxílio da tomada de decisão dos responsáveis pela administração pública quanto ao acompanhamento dos resultados de suas ações e ao redirecionamento dos recursos para áreas mais vulneráveis com um maior risco de DM2. Ainda mais pensando cenários que o recurso para investimentos pode ser reduzido. Neste trabalho, para todos os modelos, foi considerado as chamadas pequenas áreas. Esse é um ponto relevante pois dentro de um território, há diversidades de perfis que requerem análises específicas, que podem impactar na forma com que se relaciona com processo saúde doença de determinados grupos populacionais.

Como proposta de trabalho futuro pode-se pensar na mesma abordagem metodológica usada nesta Tese considerando outras DCNT's. Além disso, é possível realizar uma abordagem de cenários simulados considerando, por exemplo, modelos com diferentes níveis de renda média *percapita*. Neste tipo de estudo pode-se avaliar se as áreas que compõem as maiores prevalências e risco de conter indivíduos com DM2 sofrerão mudanças em sua formação espacial. Podendo fomentar uma discussão de um nível de renda mínima para que não ache um padrão espacial identificado associado com a DM2.

REFERÊNCIAS

- AGARDH, Emilie et al. Type 2 diabetes incidence and socio-economic position: a systematic review and meta-analysis, *International Journal of Epidemiology*, Volume 40, Issue 3, June 2011, Pages 804–818, <https://doi.org/10.1093/ije/dyr029>.
- ALBERTI, K. G.; ZIMMET, P.; SHAW, J. Metabolic syndrome: a new world-wide definition: a consensus statement from the International Diabetes Federation. **Diabetic Medicine**, Oxford, v. 23, n. 5, p. 469-480. 2006.
- ALFONSIN, B. M. Planejamento urbano e plano diretor no contexto de gestão democrática pós Estatuto da Cidade. **Revista Brasileira de Direito Urbanístico**, Belo Horizonte, ano 1, n. 1, p. 33-49, jul./dez. 2015.
- AMUDA, A. T.; BERKOWITZ, S. A. Diabetes and the built environment: evidence and policies. **Current Diabetes Reports**, Philadelphia, v. 19, n. 7, p. 35, May 2019.
- AQUINO, E. M. L. *et al.* Brazilian Longitudinal Study of Adult Health (ELSA-Brasil): objectives and design. **American Journal of Epidemiology**, Baltimore, v. 175, n. 4, p. 315-324, Feb. 2012.
- ASSUNÇÃO, R. **Estatística espacial com aplicações em epidemiologia, economia e sociologia**. São Paulo: Associação Brasileira de Estatística, 2001.
- AUGUSTO, N. A.; JAIME, P. C.; LOCH, M. R. Espaço geográfico urbano e consumo de frutas e hortaliças: Pesquisa Nacional de Saúde 2013. **Ciência & Saúde Coletiva**, v. 27, n. 4, p. 1491–1502, abr. 2022. DOI: <https://doi.org/10.1590/1413-81232022274.00352021>. Disponível em: <https://www.scielo.br/j/csc/a/yCZhdngbMPwwLxqWq8ZZBwn/>. Acesso em: 21 jul. 2023.
- BALDEÓN, Manuel E. et al. Prevalence of metabolic syndrome and diabetes mellitus type-2 and their association with intake of dairy and legume in Andean communities of Ecuador. **Plos one**, v. 16, n. 7, p. e0254812, 2021. DOI: <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0254812>. Disponível em: <https://journals.plos.org/plosone/article?id=10.1371/journal.pone.0254812>. Acesso em 07 set. 2023.
- BANDAY MZ, SAMMER AS, NISSAR S. **Pathophysiology of diabetes: An overview**. *Avicenna J Med*. 2020 Oct 13;10(4):174-188. doi: 10.4103/ajm.ajm_53_20.
- BARBER, S. *et al.* At the intersection of place, race, and health in Brazil: Residential segregation and cardio-metabolic risk factors in the Brazilian Longitudinal Study of Adult Health (ELSA-Brasil). **Social Science & Medicine**, Oxford, v. 199, p. 67-76, Feb. 2018.
- BARCELO, A. *et al.* The cost of diabetes in Latin America and the Caribbean in 2015: evidence for decision and policy makers. **Journal of Global Health**, Edinburgh, v. 7, n. 2, p. 020410, Dec. 2017.
- BELO HORIZONTE. **Decreto n.10, de 24 de junho de 1925**. Dá regulamento para jardins públicos , praças ajardinadas e para o parque municipal. Belo Horizonte: Secretaria da

Prefeitura de Belo Horizonte, 24 jun. 1925. Disponível em: <https://leismunicipais.com.br/a/mg/b/belo-horizonte/decreto/1925/1/10/decreto-n-10-1925-da-regulamento-para-jardins-publicos-pracas-ajardinadas-e-para-o-parque-municipal>. Acesso em: 26 maio 2022.

BELO HORIZONTE. Prefeitura. **Prodabel detalha tamanho e número de bairros das regionais**. Belo Horizonte: PBH, 2018. Disponível em: <https://prefeitura.pbh.gov.br/noticias/prodabel-detalha-tamanho-e-numero-de-bairros-das-regionais#:~:text=Ao%20todo%2C%20a%20capital%20tem,Venda%20Nova%2C%20com%2036%20bairros>. Acesso em: 26 maio 2022.

BEN-SHLOMO, Y.; KUH, D. A life-course approach to chronic disease epidemiology: conceptual models, empirical challenges and interdisciplinary perspectives. **International Journal of Epidemiology**, London, v. 31, n. 2, p. 285-293, Apr. 2002.

BETHLEHEM, J. R. *et al.* The SPOTLIGHT virtual audit tool: a valid and reliable tool to assess obesogenic characteristics of the built environment. **International Journal of Health Geographics**, London, v. 13, p. 52, Dec. 2014.

BH 100 anos: nossa história. **Jornal Estado de Minas**, Belo Horizonte, 1996. Edição Histórica sobre o 100º aniversário de Belo Horizonte.

BILAL, U.; AUCHINCLOSS, A. H.; DIEZ-ROUX, A. V. Neighborhood environments and diabetes risk and control. **Current Diabetes Reports**, Philadelphia, v. 18, n. 9, p. 62, Jul. 2018.

BIVAND, R. S.; PEBESMA, E.; GÓMEZ-RUBIO, V. Hello world: introducing spatial data. *In*: BIVAND, R. S.; PEBESMA, E.; GÓMEZ-RUBIO, V. Applied spatial data analysis with R. New York: Springer, 2013. p. 1-16.

BODICOAT, D. H. *et al.* The association between neighbourhood greenspace and type 2 diabetes in a large cross-sectional study. **BMJ Open**, London, v. 4, n. 12, p. e006076, Dec. 2014.

BOMMER, C. *et al.* Global economic burden of diabetes in adults: Projections from 2015 to 2030. **Diabetes Care**, New York, v. 41, n. 5, p. 963-970, May 2018.

BOULTON, A. J. *et al.* The global burden of diabetic foot disease. **Lancet**, v. 366, n. 9498, p. 1719-1724, Nov. 2005.

BOURNE, R. R. *et al.* Causes of vision loss worldwide, 1990-2010: a systematic analysis. *The Lancet*. **Global Health**, England, v. 1, n. 6, p. e339-e349, Dec. 2013.

BRAGG, Fiona *et al.* Association between diabetes and cause-specific mortality in rural and urban areas of China. **Jama**, v. 317, n. 3, p. 280-289, 2017. Disponível em: doi:10.1001/jama.2016.19720. Acesso em: 12 dez., 2022.

BRASIL. Ministério da Saúde. Secretaria de Políticas de Saúde. Departamento de Ações Programáticas Estratégicas. **Plano de reorganização da atenção à hipertensão arterial e ao diabetes mellitus: hipertensão arterial e diabetes mellitus**. Brasília: Ministério da Saúde, 2001.

BRASIL. Ministério da Saúde. Secretaria de Vigilância em Saúde. Departamento de Análise de Situação de Saúde. **Plano de ações estratégicas para o enfrentamento das doenças crônicas não transmissíveis (DCNT) no Brasil 2011-2022**. Brasília: Ministério da Saúde, 2011.

BRASIL. Ministério da Saúde. **Vigitel Brasil 2017**: vigilância de fatores de risco e proteção para doenças crônicas por inquérito telefônico: estimativas sobre frequência e distribuição sociodemográfica de fatores de risco e proteção para doenças crônicas nas capitais dos 26 estados brasileiros e no Distrito Federal em 2017. Brasília: Ministério da Saúde, 2018. 2017.

BRASIL. Tribunal Regional Federal da 1ª Região (6ª Vara Salvador). **Ação Civil Pública no 0003304-55.2008.4.01.3300**. Revogação/Concessão de Licença Ambiental. Relator: Min. Mauro Campbell Marques (2. Turma), 27 nov. 2019. Disponível em: <https://www.jusbrasil.com.br/processos/79124742/processo-n-0003304-5520084013300-do-trf-1?topic-monitoring-flow=0003304-55.2008.4.01.3300&s=paid>. Acesso em: 26 maio 2022.

BRAVEMAN, Paula; GOTTLIEB, Laura. The social determinants of health: it's time to consider the causes of the causes. **Public health reports**, v. 129, n. 1_suppl2, p. 19-31, 2014. DOI: <https://doi.org/10.1177/00333549141291S206>. Disponível em: <https://journals.sagepub.com/doi/10.1177/00333549141291S206>. Acesso em: 21 de jul. 2023.

BRAVERMAN-BRONSTEIN, Ariela *et al.* Association of education level with diabetes prevalence in Latin American cities and its modification by city social environment. **J Epidemiol Community Health**, v. 75, n. 9, p. 874-880, 2021. Disponível em: [doi:10.1136/jech-2020-216116](https://doi.org/10.1136/jech-2020-216116). Acesso em: 12 dez., 2022.

BRAVO, M. A.; ANTHOPOLOS, R.; MIRANDA, M. L. Characteristics of the built environment and spatial patterning of type 2 diabetes in the urban core of Durham, North Carolina. **Journal of Epidemiology and Community Health**, London, v. 73, n. 4, p. 303-310, Apr. 2019.

BRIGGS, A. D. M. *et al.* PRIME time CE: a multistate life table model for estimating the cost-effectiveness of interventions affecting diet and physical activity. **BMC Health Services Research**, London, v. 19, n. 485, Jul. 2019.

BRITO, C. A estruturação do mercado de terra urbana e habitação em Salvador-Ba a partir de 1970. **GeoTextos**, Salvador, v. 1, n. 1, p. 51-80, 2005.

CAIAFFA, W. T. *et al.* Saúde urbana: “a cidade é uma estranha senhora, que hoje sorri e amanhã te devora”. **Ciência & Saúde Coletiva**, Rio de Janeiro, v. 13, n. 6, p. 1785-1796, dez. 2008.

CAMELO, L. V. *et al.* Gender differences in cumulative life-course socioeconomic position and social mobility in relation to new onset diabetes in adults-the Brazilian Longitudinal Study of Adult Health (ELSA-Brasil). **Annals of Epidemiology**, New York, v. 26, n. 12, p. 858-864.e1, Dec. 2016.

CASA das Nações Unidas na Bahia, você sabe onde ela fica? **Diário de Salvador**, Salvador, 23 out. 2019. Disponível em: <https://diariodesalvador.com/casa-das-nacoes-unidas-na-bahia-voce-sabe-onde-ela-fica/>. Acesso em: 26 maio 2022.

CHAN, J. C. N. *et al.* The Lancet Commission on diabetes: using data to transform diabetes care and patient lives. **Lancet**, London, v. 396, n. 10267, p. 2019-2082, Dec. 2021.

CHANDRUPATLA, Siddardha G. *et al.* Diabetes and prediabetes prevalence among young and middle-aged adults in India, with an analysis of geographic differences: findings from the National Family Health Survey. **Epidemiology and Health**, v. 42, 2020. DOI: 10.4178/epih.e2020065. Disponível em: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC7871157/>. Acesso em: 21 de jul. 2023.

CHEN, L.; MAGLIANO, D. J.; ZIMMET, P. Z. The worldwide epidemiology of type 2 diabetes mellitus: present and future perspectives. **Nature Reviews. Endocrinology**, London, v. 8, n. 4, p. 228-236, Nov. 2012.

CHRISTINE, P. J. *et al.* Longitudinal associations between neighborhood physical and social environments and incident Type 2 Diabetes Mellitus. **JAMA Internal Medicine**, Chicago, v. 175, n. 8, p. 1311-1320, Aug. 2015.

CRESPO, R. *et al.* A spatially explicit analysis of chronic diseases in small areas: a case study of diabetes in Santiago, Chile. **International Journal of Health Geographics**, London, v. 19, n. 1, p. 24. 2020.

DAHLGREN, G.; WHITEHEAD, M. **Policies and strategies to promote social equity in health**. Stockholm, Sweden: Institute for Futures Studies, 1991.

DANAEI, G. *et al.* Global and regional mortality from ischaemic heart disease and stroke attributable to higher -than- optimum blood glucose concentration: comparative risk assessment. **Lancet**, London, v. 368, n. 9548, p. 1651-1659, Nov. 2006.

DANIEL, Kilemi; ONYANGO, Nelson Owuor; SARGUTA, Rachel Jelagat. A spatial survival model for risk factors of under-five child mortality in Kenya. **International Journal of Environmental Research and Public Health**, v. 19, n. 1, p. 399, 2022. DOI: <https://doi.org/10.3390/ijerph19010399> Disponível em: <https://www.mdpi.com/1660-4601/19/1/399>. Acesso em: 21 de jul. 2023.

DeFRONZO, R. A. *et al.* (ed.). **International textbook of Diabetes Mellitus**. 4. ed. Hoboken, NJ: Wiley-Blackwell, 2015. 2 v.

den BRAVER, N. R. *et al.* Built environmental characteristics and diabetes: a systematic review and meta-analysis. **BMC Medicine**, London, v. 16, n. 1, p. 12, Jan. 2018.

DIEZ ROUX, A. V. Neighborhoods and health: what do we know? what should we do? **American Journal of Public Health**, New York, v. 106, n. 3, p. 430-431, Mar. 2016.

DIEZ ROUX, A.; MAIR, C. Neighborhoods and health. **Annals of the New York Academy of Sciences**, New York, v. 1186, p. 125-145, Feb. 2010.

DUARTE, R. H. À sombra dos fícus: cidade e natureza em Belo Horizonte. **Ambiente e Sociedade**, São Paulo, v. 10, n. 2, p. 25-44, dez. 2007.

DUMITH, S. C. Proposta de um modelo teórico para a adoção da prática de atividade física. **Revista Brasileira de Atividade Física e Saúde**, Florianópolis, v. 13, n. 2, p. 110-120, 2008.

DUNCAN, B.B., COUSIN, E., NAGHAVI, M. *et al.* The burden of diabetes and hyperglycemia in Brazil: a global burden of disease study 2017. **Popul Health Metrics** v. 18, suppl 1, p. 9, 2020. Disponível em: <https://doi.org/10.1186/s12963-020-00209-0>. Acesso em: 12 dez., 2022

DURAN, A. C. *et al.* Evaluating the use of in-store measures in retail food stores and restaurants in Brazil. **Revista de Saúde Pública**, São Paulo, v. 49, p. 80, 2015.

DURAN, A. C. *et al.* Neighborhood socioeconomic characteristics and differences in the availability of healthy food stores and restaurants in Sao Paulo, Brazil. **Health & Place**, Kidlington, v. 23, p. 39-47, Sep. 2013.

FLOR, Luisa Sorio; CAMPOS, Monica Rodrigues. Prevalência de diabetes mellitus e fatores associados na população adulta brasileira: evidências de um inquérito de base populacional. **Revista brasileira de epidemiologia**, v. 20, p. 16-29, 2017. DOI: <https://doi.org/10.1590/1980-5497201700010002>. Disponível em: <https://www.scielo.br/j/rbepid/a/sHGvt9sy9YdGcGNWXyhh8GL/>. Acesso em: 08 de set. 2023.

FÓRUM NACIONAL DE ENTIDADES METROPOLITANAS. **Região metropolitana de Salvador (BA)**. São Paulo: Emplasa, [2018]. Disponível em: <https://fnemrasil.org/regiao-metropolitana-de-salvador-ba/>. Acesso em: 26 maio 2022.

GALEA, S.; VLAHOV, D. Urban health: evidences, challenges and directions. **Annual Review of Public Health**, Palo Alto, v. 26, p. 341-365, 2005.

GARFINKEL-CASTRO, A. *et al.* Obesity and the built environment at different urban scales: examining the literature. **Nutrition Reviews**, Washington, v. 75, suppl. 1, p. 51-61, Jan. 2017.

GASSASSE, Zakariah *et al.* Association between urbanisation and type 2 diabetes: an ecological study. **BMJ global health**, v. 2, n. 4, p. e000473, 2017. Disponível em: [doi:10.1136/bmjgh-2017-000473](https://doi.org/10.1136/bmjgh-2017-000473).

GASKIN, D. J. *et al.* Disparities in diabetes: the nexus of race, poverty, and place. **American Journal of Public Health**, Washington, v. 104, n. 11, p. 2147-255, Nov. 2014.

GEBREAB, S. Y. *et al.* Neighborhood social and physical environments and type 2 diabetes mellitus in African Americans: The Jackson Heart Study. **Health & Place**, Kidlington, v. 43, p. 128-137, Jan. 2017.

GHASSAB-ABDOLLAHI, Nafiseh *et al.* Gender and urban–rural residency based differences in the prevalence of type-2 diabetes mellitus and its determinants among adults in Naghadeh: Results of IraPEN survey. **Plos one**, v. 18, n. 3, p. e0279872, 2023. DOI: [10.1371/journal.pone.0279872](https://doi.org/10.1371/journal.pone.0279872). Disponível em: <https://journals.plos.org/plosone/article?id=10.1371/journal.pone.0279872>. Acesso em: 08 de set. 2023.

GISKES, K. *et al.* A systematic review of associations between environmental factors, energy and fat intakes among adults: is there evidence for environments that encourage obesogenic dietary intakes? **Public Health Nutrition**, Wallingford, v. 10, n. 10, p. 1005-1017, Oct. 2007.

GLANZ, K. *et al.* Healthy nutrition environments: concepts and measures. **American Journal of Health Promotion**, Royal Oak, MI, v. 19, n. 5, p. 330-333, May/Jun. 2005.

GOMES, H. ST 10 O PDM de Salvador e a apropriação empresarial do planejamento, gestão e governança da cidade. **Anais ENANPUR**, [S. l.], v. 17, n. 1, p. 1-15, 2017. Trabalho apresentado no XVII ENANPUR, 2017 [São Paulo].

GOMES, H.; SERRA, O.; NUNES, D. (org.). **Salvador e os descaminhos do Plano Diretor de Desenvolvimento Urbano**: construindo novas possibilidades. Salvador: Edufba, 2019.

GUIDONI, C. M. *et al.* Assistência ao diabetes no Sistema Único de Saúde: análise do modelo atual. **Brazilian Journal of Pharmaceutical Sciences**, São Paulo, v. 45, n. 1, p. 37-48, mar. 2009.

HACKETT, R. A.; STEPTOE, A. Type 2 diabetes mellitus and psychological stress: a modifiable risk factor. **Nature Reviews. Endocrinology**, London, v. 13, n. 9, p. 547-560, Sep. 2017.

HALLAL, P. C. *et al.* Tendências temporais de atividade física no Brasil (2006-2009). **Revista Brasileira de Epidemiologia**, Rio de Janeiro, v. 14, suppl. 1, p. 53-60, set. 2011.

HENDERSON, R., SHIMAKURA S. and GROST, D. (2002). Modelling spatial variation in Leukaemia survival data. **Journal of the American Statistical Association**, 97, 965-972.

HENRY, L.; WICKHAM, H. **Purrr**: functional programming tools: R package version 0.3.3. [S. l.]: The R Foundation, 2019. Disponível em: <https://cran.r-project.org/web/packages/purrr/index.html>. Acesso em: 20 jan. 2022.

HERMAN, W. H. The global agenda for the prevention of type 2 diabetes. **Nutrition Reviews**, Washington, v. 75, suppl. 1, p. 13-18, Jan. 2017. 2016.

HERNANDEZ, Andrés M. *et al.* Geographic variation and associated covariates of diabetes prevalence in India. **JAMA network open**, v. 3, n. 5, p. e203865-e203865, 2020. Disponível em: doi:10.1001/jamanetworkopen.2020.3865. Acesso em: 12 dez., 2022.

HILL-BRIGGS, F.; ADLER, N.E.; BERKOWITZ, S.A.; CHIN, M. H.; GARY-WEBB, T. L.; NAVAS-ACIEN, A.; THORNTON, P.L; HAIRE-JOSHU, D. Social Determinants of Health and Diabetes: A Scientific Review. **Diabetes Care**, v. 44, n. 1, p. 258–279. Disponível em: <https://doi.org/10.2337/dci20-0053>. Acesso em: 15 dez. 2022.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. **Características da população e dos domicílios**: resultados do universo: agregados por setor censitário. Rio de Janeiro: IBGE, 2011a. Disponível em: https://ftp.ibge.gov.br/Censos/Censo_Demografico_2010/Resultados_do_Universo/Agregados_por_Setores_Censitarios/. Acesso em: 26 maio 2022.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. **Censo demográfico 2010**: características da população e dos domicílios: resultados do universo. Rio de Janeiro: IBGE, 2011b. Disponível em: <https://biblioteca.ibge.gov.br/index.php/biblioteca-catalogo?view=detalhes&id=793>. Acesso em: 28 maio 2022.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. **Cidades e estados**: Belo Horizonte. Rio de Janeiro: IBGE, 2017. Disponível em: <https://www.ibge.gov.br/cidades-e-estados/mg/belo-horizonte.html>. Acesso em: 26 maio 2022.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. **Enciclopédia dos municípios brasileiros**. Rio de Janeiro: IBGE, 1958.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. **Panorama**: Salvador. Rio de Janeiro: IBGE, 2021. Disponível em: <https://cidades.ibge.gov.br/brasil/ba/salvador/panorama>. Acesso em: 26 maio 2022.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. **Produto interno bruto dos municípios**. Rio de Janeiro: IBGE, 2019. Disponível em: <https://www.ibge.gov.br/estatisticas/economicas/contas-nacionais/9088-produto-interno-bruto-dos-municipios.html?=&t=resultados>. Acesso em: 26 maio 2022.

INSTITUTO DE PESQUISA ECONÔMICA APLICADA. **Ipea lançou o Atlas de Desenvolvimento Humano na Bahia**. Brasília: Ipea, 10 jul. 2015. Disponível em: https://www.ipea.gov.br/portal/index.php?option=com_content&view=article&id=25782. Acesso em: 26 maio 2022.

INTERNATIONAL DIABETES FEDERATION. **IDF diabetes atlas**. 10. ed. Brussels, Belgium: International Diabetes Federation, 2021. Disponível em: https://diabetesatlas.org/idfawp/resource-files/2021/07/IDF_Atlas_10th_Edition_2021.pdf. Acesso em: 26 maio 2022.

INTERNATIONAL DIABETES FEDERATION. **IDF diabetes atlas**. 7. ed. Brussels, Belgium: International Diabetes Federation, 2015. Disponível em: <https://diabetesatlas.org/atlas/seventh-edition/>. Acesso em: 26 maio 2022.

INTERNATIONAL DIABETES FEDERATION. **IDF diabetes atlas**. 8. ed. Brussels, Belgium: International Diabetes Federation, 2017. Disponível em: https://diabetesatlas.org/upload/resources/previous/files/8/IDF_DA_8e-EN-final.pdf. Acesso em: 26 maio 2022.

INTERNATIONAL PHYSICAL ACTIVITY QUESTIONNAIRE. **Guidelines for data processing and analysis of the International Physical Activity Questionnaire**: short and long forms. Chicago: IPAQ, 2005. Disponível em: <http://www.ipaq.ki.se/scoring.pdf>. Acesso em: 14 jan. 2022.

JACOBS, J. **Morte e vida de grandes cidades**. 3. ed. São Paulo: Martins Fontes, 2014.

JIWA M., et al. Impact of geography on the control of type 2 diabetes mellitus: a review of geocoded clinical data from general practice. **BMJ Open**, v. 5, n. 12, e009504, 2015.

KANG, Ning et al. Health-related quality of life among rural adults with type 2 diabetes mellitus: a cross-sectional study. **European Journal of Public Health**, v. 31, n. 3, p. 547-553, 2021. DOI: 10.1093/eurpub/ckaa247. Acesso em: 28 jun. 2023.

KHAN, Md Mobarak Hossain; GRUEBNER, Oliver; KRAEMER, Alexander. The geography of diabetes among the general adults aged 35 years and older in Bangladesh: recent evidence from a cross-sectional survey. **PLoS One**, v. 9, n. 10, p. e110756, 2014. Disponível em:

<https://doi.org/10.1371/journal.pone.0110756>. Acesso em: 12 dez., 2022.

KLEINMAN, K. **Rsatscan**: tools, classes, and methods for interfacing with SaTScan stand-alone software: R package version 0.3.9200. [S. l.]: The R Foundation, 2015. Disponível em: <https://cran.r-project.org/web/packages/rsatscan/index.html>. Acesso em: 20 jan. 2022.

KOLB, H.; MARTIN, S. Environmental/lifestyle factors in the pathogenesis and prevention of type 2 diabetes. **BMC Medicine**, London, v. 15, n. 1, p. 131, Jul. 2017.

KRUG, E. G. Trends in diabetes: sounding the alarm. **The Lancet**, London, v. 387, n. 10027, p. 1485-1486, Apr. 2016.

KULLDORFF, M. A spatial scan statistic. **Communication in Statistics- Theory and Methods**, UK, v. 26, n. 6, p. 1481-1496, Jun. 1997.

KULLDORFF, M.; NAGARWALLA, N. Spatial disease clusters: detection and inference. **Statistics in Medicine**, New York, v. 14, n. 8, p. 799-810. Apr. 1995.

KULLDORFF, M.; TANGO, T.; PARK, P. J. Power comparisons for disease clustering tests. **Computational Statistics and Data Analysis**, United States, v. 42, n. 4, p. 665–684, 2003.

KYROU, Ioannis et al. Sociodemographic and lifestyle-related risk factors for identifying vulnerable groups for type 2 diabetes: a narrative review with emphasis on data from Europe. **BMC endocrine disorders**, v. 20, p. 1-13, 2020. DOI: 10.1186/s12902-019-0463-3. Disponível em: <https://link.springer.com/article/10.1186/s12902-019-0463-3>. Acesso em 29 jun. 2023.

LAKE, A.; TOWNSHEND, T. Obesogenic environments: exploring the built and food environments. **The Journal of the Royal society for the Promotion of Health**, London, v. 126, n. 6, p. 262-267, Nov. 2006.

LEVEAU, C. M. *et al.* Does geographic context matter in diabetes-related mortality? Spatial and time trends in Argentina, 1990-2012. **Cadernos de Saúde Pública**, Rio de Janeiro, v. 33, n. 1, p. e00169615, Feb. 2017.

LI Y, FEI T, WANG J, NICHOLAS S, LI J, XU L, HUANG Y, Li H. Influencing Indicators and Spatial Variation of Diabetes Mellitus Prevalence in Shandong, China: A Framework for Using Data-Driven and Spatial Methods. **Geohealth**. 2021 Mar 1;5(3):e2020GH000320. doi: 10.1029/2020GH000320. PMID: 33778309; PMCID: PMC7989969.

LIN, Xiling et al. Global, regional, and national burden and trend of diabetes in 195 countries and territories: an analysis from 1990 to 2025. **Scientific reports**, v. 10, n. 1, p. 1-11, 2020. Disponível em: <https://doi.org/10.1038/s41598-020-71908-9>. Acesso em: 12 dez., 2022.

LINDGREN, F. et al. An explicit link between Gaussian fields and Gaussian Markov random fields: the stochastic partial differential equation approach. **J.R. Stat. Soc. Ser. B Stat. Methodol.** 73, pp. 423-498, 2011.

LINDGREN, F. et al. The SPDE approach for Gaussian and non-Gaussian fields: 10 years and still running. **Spatial Statistics**, v.50, p.100599, 2022.

- LINK, C. L.; MCKINLAY, J. B. Disparities in the prevalence of diabetes: is it race/ethnicity or socioeconomic status? Results from the Boston Area Community Health (BACH) survey. **Ethnicity & Disease**, Atlanta, v. 19, n. 3, p. 288-292, 2009.
- LOO, C. K. J. *et al.* Association between neighbourhood walkability and metabolic risk factors influenced by physical activity: a cross-sectional study of adults in Toronto, Canada. **BMJ Open**, London, v. 7, n. 4, p. e013889, Apr. 2017.
- LOPES, M. S. *et al.* Spatial inequalities of retail food stores may determine availability of healthful food choices in a Brazilian metropolis. **Public Health Nutrition**, UK, v. 25, p. 1-12, Jun. 2021.
- LORD, J.; ROBERSON, S.; ODOI, A. Investigation of geographic disparities of pre-diabetes and diabetes in Florida. **BMC Public Health**, London, v. 20, n. 1, p. 1226, Aug. 2020.
- LUDWIG, J. *et al.* Neighborhoods, obesity, and diabetes: a randomized social experiment. **The New England Journal of Medicine**, Boston, v. 365, n. 16, p. 1509-1519, Oct. 2011.
- MAFFI, P.; SECCHI, A. The burden of diabetes: emerging data. **Developments in Ophthalmology**, Basel, v. 60, p. 1-5, 2017.
- MALTA, Deborah Carvalho *et al.* Indicators of the line of care for people with diabetes in Brazil: National Health Survey 2013 and 2019. **Epidemiologia e Serviços de Saúde**, v. 31, 2022. DOI: 10.1590/ss2237-9622202200011.especial. Acesso em 29 jun. 2023.
- MARCIANO, L.; CAMERINI, A. L.; SCHULZ, P. J. The role of health literacy in diabetes knowledge, self-care, and glycemic control: a meta-analysis. **Journal of General Internal Medicine**, Philadelphia, v. 34, n. 6, p. 1007-1017, Jun. 2019.
- MCALEXANDER, Tara P. *et al.* Urban and rural differences in new onset type 2 diabetes: Comparisons across national and regional samples in the diabetes LEAD network. **SSM-population health**, v. 19, p. 101161, 2022. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.ssmph.2022.101161>. Acesso em: 12 dez., 2022.
- McCullough ML, Wan N, Pezzolesi MG, Collins TW, Grineski SE, Wei YD, Lazaro-Guevara J, Frodsham SG, Vanderslice JA, Holmen JR, Srinivas TR, Clements SA. Type 1 Diabetes incidence among youth in Utah: A geographical analysis. **Soc Sci Med**. 2021 Jun;278:113952. doi: 10.1016/j.socscimed.2021.113952. Epub 2021 Apr 19. PMID: 33933801; PMCID: PMC8686266.
- MERCILLE, G. *et al.* The food environment and diet quality of urban-dwelling older women and men: assessing the moderating role of diet knowledge. **Canadian Journal of Public Health**, Ottawa, v. 107, suppl. 1, p. eS34–eS41, Jun. 2016.
- MEZUK, B. *et al.* Beyond access: characteristics of the food environment and risk of diabetes. **American Journal of Epidemiology**, Baltimore, v. 183, n. 12, p. 1129-1137, Jun. 2016.
- MOKDAD, A. H. *et al.* Prevalence of obesity, diabetes, and obesity-related health risk factors, 2001. **JAMA**, Chicago, v. 289, n. 1, p. 76-79, Jan. 2003.

MOORE, L. V.; DIEZ ROUX, A. V.; BRINES, S. Comparing perception-based and geographic information system (GIS)-based characterizations of the local food environment. **Journal of Urban Health**, Cary, NC, v. 85, n. 2, p. 206-216, 2008.

MORLAND, K. *et al.* Neighborhood characteristics associated with the location of food stores and food service places. **American Journal of Preventive Medicine**, New York, v. 22, n. 1, p. 23-29, Jul. 2002.

MÜLLER, G. *et al.* Regional and neighborhood disparities in the odds of type 2 diabetes: results from 5 population-based studies in Germany (DIAB-CORE consortium). **American Journal of Epidemiology**, Baltimore, v. 178, n. 2, p. 221-230, 2013.

MÜLLER, K.; WICKHAM, H. **Tibble**: simple data frames: R package version 2.1.3. [S. l.]: Tibble, 2019. Disponível em: <https://tibble.tidyverse.org/>. Acesso em: 14 jan. 2022.

OLIVEIRA, F.L.P. *et al.* Spatial clusters of diabetes: individual and neighborhood characteristics in the ELSA-Brasil cohort study. **Cadernos de Saúde Pública**, 39(5):e00138822, 2023. DOI: 10.1590/0102-311XEN138822. Acesso em: 08 de sep. 2023.

PARK, Jimin Clara *et al.* Association of Sustained Low or High Income and Income Changes With Risk of Incident Type 2 Diabetes Among Individuals Aged 30 to 64 Years. **JAMA Network Open**, v. 6, n. 8, p. e2330024-e2330024, 2023. DOI: doi:10.1001/jamanetworkopen.2023.30024. Acesso em: 30 jul. 2023.

PEBESMA, E. Simple features for R: standardized support for spatial vector data. **The R Journal**, [S. l.], v. 10, n. 1, p. 439-446, 2018.

PEREIRA, R. H. M. *et al.* **Geobr**: loads shapefiles of official spatial data sets of Brazil: R package version 1.0. [S. l.]: GitHub repositior, 2019. Disponível em: <https://ipeagit.github.io/geobr/>. Acesso em 20 jan. 2022.

PÉREZ-FERRER, Carolina *et al.* Longitudinal changes in the retail food environment in Mexico and their association with diabetes. **Health & place**, v. 66, p. 102461, 2020. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.healthplace.2020.102461>. Acesso em: 12 dez., 2022.

PESSOA, M. C. *et al.* Food environment and fruit and vegetable intake in a urban population: a multilevel analysis. **BMC Public Health**, London, v. 15, p. 1012, Oct. 2015.

PETROBRAS. **Petrobras conclui venda da Refinaria Landulpho Alves (RLAM) para o Mubadala Capital**. [Rio de Janeiro]: Petrobras, 30 nov. 2021. Disponível em: https://www.agenciapetrobras.com.br/Materia/ExibirMateria?p_materia=983961. Acesso em: 29 maio 2022.

PFEIFFER, D. U. *et al.* **Spatial analysis in epidemiology**. Oxford: Oxford University Press, 2008.

PROGRAMA DAS NAÇÕES UNIDAS PARA O DESENVOLVIMENTO. **Atlas do desenvolvimento humano nas regiões metropolitanas brasileiras**. Brasília: IPEA; Fundação João Pinheiro; PNUD, 2014.

PROGRAMA DAS NAÇÕES UNIDAS PARA O DESENVOLVIMENTO; INSTITUTO DE PESQUISA ECONÔMICA APLICADA; FUNDAÇÃO JOÃO PINHEIRO. **Atlas do desenvolvimento humano no Brasil**. Brasília: PNUD: Ipea: FJP, 2020. Disponível em: <http://www.atlasbrasil.org.br/acervo/atlas>. Acesso em: 26 maio 2022.

R CORE TEAM. **R: a language and environment for statistical computing**. Vienna, Austria: R Foundation for Statistical Computing, 2019. Disponível em: <https://www.R-project.org/>. Acesso em: 14 jan. 2022.

ROCHA, J. C. S. **Situação atual de Salvador do ponto de vista ambiental e de uso do solo**. Salvador: Rede de Profissionais Solidários pela Cidadania, 2010. Disponível em: <http://redeprofissionaisolidarios.objectis.net/salvador/texos/situacao-atual-de-salvador-do-ponto-de-vista-ambiental-e-de-uso-do-solo>. Acesso em: 26 maio 2022.

ROTHMAN, K. J.; GALLACHER, J. E. J.; HATCH, E. E. Why representativeness should be avoided. **International Journal of Epidemiology**, London, v. 42, p. 1012-1014, Aug. 2013.

RUE, H. et al. Approximate Bayesian Inference for Latent Gaussian Models by Using Integrated Nested Laplace Approximations. **Journal of the Royal Statistical Society B**, 71(2), pp. 319-392, 2009.

RUE, H. et al. Bayesian Computing with INLA: A Review. *Annual Review of Statistics and Its Application*, v.4, pp. 395-421, 2017.

SAEEDI, Pouya et al. Global and regional diabetes prevalence estimates for 2019 and projections for 2030 and 2045: Results from the International Diabetes Federation Diabetes Atlas, 9th edition. **Diabetes Research and Clinical Practice**, v. 157, p. 107843, 2019. DOI:10.1016/j.diabres.2019.107843. Acesso em: 08 jun. 2023.

SALLIS, J. F. *et al.* An ecological approach to creating active living communities. **Annual Review of Public Health**, Palo Alto, v. 27, p. 297-322, 2006.

SALLIS, J. F. Measuring physical activity environments a brief history. **American Journal of Preventive Medicine**, New York, v. 36, n. 4, suppl., p. S86-S92, Apr. 2009.

SALVADOR é a cidade brasileira mais procurada para o verão. **BA de Valor**, Salvador, 21 nov. 2019. Disponível em: <https://www.bahiadevalor.com.br/2019/11/salvador-e-a-cidade-brasileira-mais-procurada-para-o-verao/>. Acesso em: 26 maio 2022.

SALVADOR. **Decreto nº 3330, de 11 de março de 1968**. Declara de utilidade pública e desapropria em regime de urgência, faixa de terra situada no distrito de Paripe. Salvador: Prefeitura Municipal, 11 mar. 1968. Acesso em: 26 maio 2022.

SANTOS, G. M. G. C. *et al.* Perceived barriers for the consumption of fruits and vegetables in Brazilian adults. **Ciência & Saúde Coletiva**, Rio de Janeiro, v. 24, n. 7, p. 2461-2470, jul. 2019.

SARWAR, N. *et al.* Diabetes mellitus, fasting blood glucose concentration, and risk of vascular disease: a collaborative meta-analysis of 102 prospective studies. **Lancet**, London, v. 375, n. 9733, p. 2215-2222, Jun. 2010.

SCHMIDT, M. I. *et al.* Cohort profile: Longitudinal Study of Adult Health (ELSA-Brasil). **International Journal of Epidemiology**, London, v. 44, n. 1, p. 68-75, Feb. 2015.

SCHOOTMAN, M. *et al.* The effect of adverse housing and neighborhood conditions on the development of diabetes mellitus among middle aged African Americans. **American Journal of Epidemiology**, Baltimore, v. 166, n. 4, p. 379-387, Aug. 2007.

SHERMAN, R. L. *et al.* Applying spatial analysis tools in public health: an example using SaTScan to detect geographic targets for colorectal cancer screening interventions. **Preventing Chronic Disease**, Atlanta, v. 11, p. E41, Mar. 2014.

SIGNORELLO, L. B. *et al.* Comparing diabetes prevalence between African americans and whites of similar socioeconomic status. **American Journal of Public Health**, New York, v. 97, n. 12, p. 2260-2267, 2007.

SILVA-COSTA, A. *et al.* Gender-specific association between night-work exposure and type-2 diabetes: results from longitudinal study of adult health, ELSA-Brasil. **Scandinavian Journal of Work, Environment & Health**, Finland, v. 41, n. 6, p. 569-578, Nov. 2015.

SMURTHWAITE, K.; BAGHERI, N. Using geographical convergence of obesity, cardiovascular disease, and type 2 diabetes at the neighborhood level to inform policy and practice. **Preventing Chronic Disease**, Atlanta, v. 14, p. E91, Oct. 2017.

SOARES, A. M. C. “Territorialização” e pobreza em Salvador - BA. **Estudos Geográficos**, Rio Claro, v. 4, n. 2, p. 17-30, dez. 2006.

SOCIEDADE BRASILEIRA DE DIABETES. **Diretrizes da Sociedade Brasileira de Diabetes 2017-2018**. São Paulo: Editora Clannad, 2017.

SVASTISALEE, C. *et al.* Fast-food intake and perceived and objective measures of the local fast-food environment in adolescents. **Public Health Nutrition**, Wallingford, v. 19, n. 3, p. 446-455, Feb. 2016.

SWINBURN, B.; EGGER, G.; RAZA, F. Dissecting obesogenic environments: the development and application of a framework for identifying and prioritizing environmental interventions for obesity. **Preventive Medicine**, New York, v. 29, n. 6, pt. 1, p. 563-570, Dec. 1999.

SWINBURN, B. *et al.* INFORMAS: monitoring and benchmarking government policies and actions to improve the healthiness of food environments: a proposed Government Healthy Food Environment Policy Index. **Obesity Reviews**, Oxford, v. 14, suppl. 1, p. 24-37, Oct. 2013.

TAMURA, K. *et al.* Geospatial clustering in sugar-sweetened beverage consumption among Boston youth. **International Journal of Food Sciences and Nutrition**, UK, v. 68, n. 6, p. 719-725, Sep. 2017.

Tappo S, Laohasiriwong W, Puttanapong N. Spatial association of socio-demographic, environmental factors and prevalence of diabetes mellitus in middle-aged and elderly people in Thailand. **Geospat Health**. 2022 Nov 29;17(2). doi: 10.4081/gh.2022.1091. PMID: 36468601.

TAVARES, Victória Brioso et al. Sociodemographic Factors, Health Literacy, Biochemical Parameters and Self-Care as Predictors in Patients with Type 2 Diabetes Mellitus. **International Journal of Environmental Research and Public Health**, v. 20, n.4, p. 3082, Feb. 2023. DOI: 10.3390/ijerph20043082. PMID: 36833776; PMCID: PMC9966953. Disponível em: 10.3390/ijerph20043082. Acesso em: 08 de sep. 2023.

THORNTON, L. E.; PEARCE, J. R.; KAVANAGH, A. M. Using Geographic Information Systems (GIS) to assess the role of the built environment in influencing obesity: A glossary. **International Journal of Behavioral Nutrition and Physical Activity**, London, v. 8, p. 71, Jul. 2011.

THORNTON, Pamela L. et al. New research directions on disparities in obesity and type 2 diabetes. **Annals of the New York Academy of Sciences**, v. 1461, n. 1, p. 5-24, 2020. DOI: <https://doi.org/10.1111/nyas.14270>. Disponível em: <https://nyaspubs.onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1111/nyas.14270>. Acesso em: 21 de jul. 2023.

TIRAPANI, L. D. S.; FERNANDES, N. M. D. S. A narrative review of the impacts of income, education, and ethnicity on arterial hypertension, diabetes mellitus, and chronic kidney disease in the world. **Saudi Journal of Kidney Diseases and Transplantation**, Riyadh, v. 30, n. 5, p. 1084-1096, 2019.

UNIVERSIDADE FEDERAL DE MINAS GERAIS. **Plano Metropolitano da RMBH**. Belo Horizonte: PlanoMetropolitano RMBH|UFMG, 2020. Disponível em: <http://www.rmbh.org.br/>. Acesso em: 26 maio 2022.

VALSON, J. S. *et al.* Spatial clusters of diabetes and physical inactivity: do neighborhood characteristics in high and low clusters differ? **Asia-Pacific Journal of Public Health**, Hong Kong, v. 31, n. 7, p. 612-621, Oct. 2019.

van DAM, R. M. The epidemiology of lifestyle and risk for type 2 diabetes. **European Journal of Epidemiology**, Netherlands, v. 18, n. 12, p. 1115-1125, 2003.

VOEKS, J. H.; *et al.* Regional Differences in Diabetes as a Possible Contributor to the Geographic Disparity in Stroke Mortality, **Stroke**, v. 29, n. 6, p. 1675-1680, 2008. Disponível em: <https://doi.org/10.1161/STROKEAHA.107.507053>. Acesso em: 12 dez., 2022

WALLER, L. A.; GOTWAY, C. A. **Applied spatial statistics for public health data**. Hoboken, NJ: John Wiley & Sons, 2004.

WEBER, A. **Theory of the location of industries**. Chicago: Chicago University Press, 1969.

WICKHAM, H. *et al.* **Dplyr**: a grammar of data manipulation: R package version 0.8.4. [S. l.]: The R Foundation, 2020. Disponível em: <https://cran.r-project.org/web/packages/dplyr/index.html>. Acesso em: 20 jan. 2022.

WICKHAM, H. **Ggplot2**: elegant graphics for data analysis. New York: Springer-Verlag, 2016.

WICKHAM, H.; HENRY, L. **Tidyr**: tidy messy data: R package version 1.0.2. [S. l.]: The R Foundation, 2020. Disponível em: <https://cran.r-project.org/web/packages/tidyr/index.html>. Acesso em: 20 jan. 2022.

WILLERS, C. *et al.* Sociodemographic determinants and health outcome variation in individuals with type 1 diabetes mellitus: a register-based study. **PloS One**, San Francisco, CA, v. 13, n. 6, p. e0199170, Jun. 2018.

Wiki J, Kingham S, Campbell M. A geospatial analysis of Type 2 Diabetes Mellitus and the food environment in urban New Zealand. **Soc Sci Med**. 2021 Nov; 288:113231. doi: 10.1016/j.socscimed.2020.113231. Epub 2020 Jul 26. PMID: 32741687

WORLD HEALTH ORGANIZATION. **Global action plan for the prevention and control of noncommunicable diseases 2013-2020**. Geneva: WHO, 2013.

WORLD HEALTH ORGANIZATION. **Global report on diabetes**. Geneva: WHO, 2016. Disponível em: <https://www.who.int/publications/i/item/9789241565257>. Acesso em: 29 maio 2022.

WORLD HEALTH ORGANIZATION. **World health statistics 2018**: monitoring health for the SDGs, Sustainable Development Goals. Geneva: World Health Organization, 2018.

YARMOLINSKY, J. *et al.* Sex-specific associations of low birth weight with adult-onset diabetes and measures of glucose homeostasis: Brazilian Longitudinal Study of Adult Health. **Scientific Reports**, London, v. 6, p. 37032, Nov. 2016.

ZHENG, Yan; LEY, Sylvia H.; HU, Frank B. Global aetiology and epidemiology of type 2 diabetes mellitus and its complications. **Nature reviews endocrinology**, v. 14, n. 2, p. 88-98, 2018. DOI: 10.1038/nrendo.2017.151. Disponível em: <https://www.nature.com/articles/nrendo.2017.151>. Acesso em: 21 de jul. 2023.

Zhou, H., Hanson, T. (2015). Bayesian Spatial Survival Models. In: Mitra, R., Müller, P. (eds) Nonparametric Bayesian Inference in Biostatistics. **Frontiers in Probability and the Statistical Sciences**. Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-319-19518-6_11

Zhou, H., Hanson, T., & Zhang, J. (2020). spBayesSurv: Fitting Bayesian Spatial Survival Models Using R. **Journal of Statistical Software**, 92(9), 1–33. <https://doi.org/10.18637/jss.v092.i09>

ANEXOS**ANEXO A – Aprovação da primeira etapa de obtenção de dados do ELSA-Brasil pelo Comitê de Ética em Pesquisa da Universidade Federal de Minas Gerais**

Universidade Federal de Minas Gerais
Comitê de Ética em Pesquisa da UFMG - COEP

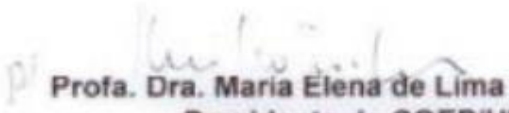
Parecer nº. ETIC 186/06

Interesse: Prof. (a) Sandhi Maria Barreto
Depto. De Medicina Preventiva e Social
Faculdade de Medicina -UFMG

DECISÃO

O Comitê de Ética em Pesquisa da UFMG – COEP, aprovou no dia 28 de junho de 2006 o projeto de pesquisa intitulado **"ELSA - Estudo longitudinal da saúde do adulto."** bem como o Termo de Consentimento Livre e Esclarecido do referido projeto.

O relatório final ou parcial deverá ser encaminhado ao COEP um ano após o início do projeto.


Prof. Dra. Maria Elena de Lima Perez Garcia
Presidente do COEP/UFMG

ANEXO B – Aprovação da inclusão de exames na segunda etapa do ELSA-Brasil pelo Comitê de Ética em Pesquisa da Universidade Federal de Minas Gerais



UNIVERSIDADE FEDERAL DE MINAS GERAIS
COMITÊ DE ÉTICA EM PESQUISA - COEP

Projeto: CAAE 0186.1.203.000-06

Interessado(a): Profa. Sandhi Maria Barreto
Depto. de Medicina Preventiva e Social
Faculdade de Medicina -UFMG

DECISÃO


O Comitê de Ética em Pesquisa da UFMG – COEP analisou e aprovou, no dia 03 de setembro de 2012, a inclusão de exames, abaixo relacionados, na 2ª. etapa de obtenção dos dados (Onda 2) do projeto de pesquisa intitulado “**ELSA - Estudo Longitudinal da Saúde do Adulto**”:

- Avaliação da força isométrica nas mãos (*handgrip*);
- Teste de força isométrica das pernas (assentar/levantar repetido);
- Teste de sensibilidade com monofilamento;
- Medida de altura abdominal (diâmetro sagital abdominal);
- Avaliação radiológica das mãos e joelhos;
- Circunferência da cabeça;
- Altura do joelho.
- Termo de Consentimento Livre e Esclarecido.

A aprovação é válida por 1(um) ano (03 de setembro de 2012 a 02 de setembro de 2013).


Profa. Maria Teresa Maques Amaral
Coordenadora do COEP/UFMG

ANEXO C – Ata do exame de qualificação

19/01/2023 08:36	SEI/UFMG - 1724038 - Ata do Exame de Qualificação
	
<p>UNIVERSIDADE FEDERAL DE MINAS GERAIS CENTRO DE PÓS GRADUAÇÃO PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM SAÚDE PÚBLICA ATA DO EXAME DE QUALIFICAÇÃO DE DOUTORADO FERNANDO LUIZ PEREIRA DE OLIVEIRA ORIENTADORA: LUANA GIATTI GONÇALVES</p>	
<p>Realizou-se, no dia 31 de agosto de 2022, às 14:00 horas, Videoconferência - plataforma Lifesize, da Universidade Federal de Minas Gerais, a apresentação do exame de qualificação de doutorado do aluno FERNANDO LUIZ PEREIRA DE OLIVEIRA, número de registro 2019657125, intitulado TÉCNICAS DE ESTATÍSTICA ESPACIAL APLICADAS EM SAÚDE PÚBLICA: estrutura urbana e diabetes no Estudo Longitudinal de Saúde do Adulto (ELSA-Brasil), perante a Comissão Examinadora composta pelos professores: Prof(a). Luana Giatti Gonçalves - Orientadora (UFMG), Prof(a). Adriano Marçal Pimenta (Universidade Federal do Paraná)- Coorientador, Prof(a). Sandhi Maria Barreto (UFMG)- Coorientadora, Prof(a). Neuber José Segri (Universidade Federal de Mato Grosso), Prof(a). Amélia Augusta de Lima Friche (UFMG), Prof(a). Álvaro Vigo (Universidade Federal do Rio Grande do Sul). Terminada a apresentação, foi considerado: APROVADO no exame de qualificação e, para constar, foi lavrada a presente ata que, lida e aprovada, vai assinada pelos membros da Comissão.</p>	
<p>Belo Horizonte, 31 de agosto de 2022.</p>	
<p>Assinatura dos membros da banca examinadora:</p>	
<p>Prof(a). Luana Giatti Gonçalves - Orientadora (UFMG)</p>	
<p>Prof(a). Adriano Marçal Pimenta - Coorientador (Universidade Federal do Paraná)</p>	
<p>Prof(a). Sandhi Maria Barreto - Coorientadora (UFMG)</p>	
<p>Prof(a). Neuber José Segri (Universidade Federal de Mato Grosso)</p>	
<p>Prof(a). Amélia Augusta de Lima Friche (UFMG)</p>	
<p>Prof(a). Álvaro Vigo (Universidade Federal do Rio Grande do Sul)</p>	
<hr/>	
<p>https://sei.ufmg.br/sei/controlador.php?acao=documento_imprimir_web&acao_origem=arvore_visualizar&id_documento=1852644&infra_sistema=100000100&infra_unidade_atual=110001072&infra_hash=be0f13c2a... 1/2</p>	

19/01/2023 08:36

SEI/UFMG - 1724038 - Ata do Exame de Qualificação



Documento assinado eletronicamente por Adriano Marçal Pimenta, Usuário Externo, em 06/09/2022, às 15:08, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 5º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#).



Documento assinado eletronicamente por Alvaro Vígo, Usuário Externo, em 08/09/2022, às 08:24, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 5º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#).



Documento assinado eletronicamente por Sandhi Maria Barreto, Membro de comissão, em 04/10/2022, às 08:53, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 5º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#).



Documento assinado eletronicamente por Amelia Augusta de Lima Friche, Professora do Magistério Superior, em 04/10/2022, às 18:16, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 5º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#).



Documento assinado eletronicamente por Neuber José Segri, Usuário Externo, em 28/10/2022, às 10:52, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 5º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#).



Documento assinado eletronicamente por Luana Giatti Goncalves, Professora do Magistério Superior, em 19/12/2022, às 17:39, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 5º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#).



A autenticidade deste documento pode ser conferida no site https://sei.ufmg.br/sei/controlador_externo.php?acao=documento_conferir&id_orgao_acesso_externo=0, informando o código verificador 1724038 e o código CRC 82D71DE1.

Referência: Processo nº 23072.252283/2022-49

SEI nº 1724038

ANEXO D– Ata de defesa



UNIVERSIDADE FEDERAL DE MINAS GERAIS
 FACULDADE DE MEDICINA
 COLEGIADO DO PROGRAMA DE PÓS GRADUAÇÃO EM SAÚDE PÚBLICA
ATA DE DEFESA DE TESE

Realizou-se, no dia **seis de dezembro** de 2023, às 14:00 horas, Formato híbrido na sala 526, da Faculdade de Medicina, da Universidade Federal de Minas Gerais, a defesa de tese, intitulada "**Desigualdade social intraurbana, prevalência e incidência de diabetes tipo II no ELSA- Brasil: uma análise espacial**", apresentada por **FERNANDO LUIZ PEREIRA DE OLIVEIRA**, número de registro 2019657125, graduado no curso de ESTATÍSTICA, como requisito parcial para a obtenção do grau de Doutor em SAÚDE PÚBLICA, à seguinte Comissão Examinadora: Profa. Luana Giatti Gonçalves - orientadora (UFMG), Profa. Sandhi Maria Barreto- coorientadora (UFMG), Prof. Adriano Marçal Pimenta- coorientador (UFPR), Profa. Amélia Augusta de Lima Friche (UFMG), Profa. Maria de Jesus Mendes da Fonseca (Fundação Oswaldo Cruz), Prof. Guilherme Lopes de Oliveira (CEFET-MG), Profa. Taynanã César Simões (FIOCRUZ). Seguiu-se a arguição pelos examinadores e logo após, a Comissão reuniu-se, sem a presença do candidato e do público e decidiu considerar **APROVADA a TESE** . O resultado final foi comunicado publicamente ao candidato pela presidente da Comissão. Nada mais havendo a tratar, a presidente encerrou a sessão e lavrou a presente ata que, depois de lida, se aprovada, será assinada pela Comissão Examinadora.

Belo Horizonte, 06 de dezembro de 2023.

Assinatura dos membros da banca examinadora:

Profa. Luana Giatti Gonçalves - orientadora (UFMG)

Profa. Sandhi Maria Barreto- coorientadora (UFMG)

Prof. Adriano Marçal Pimenta- coorientador (UFPR)

Profa. Amélia Augusta de Lima Friche (UFMG)

Profa. Maria de Jesus Mendes da Fonseca (Fundação Oswaldo Cruz)

Prof. Guilherme Lopes de Oliveira (CEFET-MG)

Profa. Taynanã César Simões (FIOCRUZ).



Documento assinado eletronicamente por **Guilherme Lopes de Oliveira, Usuário Externo**, em 11/12/2023, às 16:16, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 5º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#).



Documento assinado eletronicamente por **Taynanã César Simões, Usuária Externa**, em 11/12/2023, às 16:29, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 5º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#).



Documento assinado eletronicamente por **Amelia Augusta de Lima Friche, Professora do Magistério Superior**, em 12/12/2023, às 08:12, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 5º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#).

	Documento assinado eletronicamente por Maria de Jesus Mendes da Fonseca, Usuária Externa , em 12/12/2023, às 12:14, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 5º do Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020 .
	Documento assinado eletronicamente por Adriano Marçal Pimenta, Usuário Externo , em 12/12/2023, às 15:56, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 5º do Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020 .
	Documento assinado eletronicamente por Luana Giatti Goncalves, Professora do Magistério Superior , em 14/12/2023, às 13:39, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 5º do Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020 .
	Documento assinado eletronicamente por Sandhi Maria Barreto, Membro de comissão , em 21/12/2023, às 09:21, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 5º do Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020 .
	A autenticidade deste documento pode ser conferida no site https://sei.ufmg.br/sei/controlador_externo.php?acao=documento_conferir&id_orgao_acesso_externo=0 , informando o código verificador 2887182 e o código CRC 47F3D4E2 .
<hr/>	
Referência: Processo nº 23072.276247/2023-51	
SEI nº 2887182	

APÊNDICES

APÊNDICE A – Linhas dos principais comandos das análises de dados – Artigo 1

```

# Capital city codes
codes <- c("MG" = 3106200, "SP" = 3550308, "RS" = 4314902,
          "BA" = 2927408, "RJ" = 3304557, "ES" = 3205309)

# Reading all the census tracts
census_tracts <- map(.x = codes,
                    .f = ~read_census_tract(code_tract = .x,
                                           year = 2010))

# Removing an island far off coast
census_tracts$ES <- census_tracts$ES[-11,]

# Adding "Osasco" and "Taboão da Serra" to SP
add_tracts <- map(.x = c("Osasco" = 3534401, "Taboao" = 3552809),
                 .f = ~read_census_tract(code_tract = .x,
                                           year = 2010))

# Joining the three cities under the SP shapefile
census_tracts$SP <- rbind(census_tracts$SP,
                        add_tracts$Osasco,
                        add_tracts$Taboao)

# Removing points with missing coordinates
df_clean <- filter(df_raw, !is.na(ind_lat), !is.na(ind_long))

```

```

# Function that returns which rows are inside a given shape
get_pol_info <- function(polygon, df){

  # Creating spatial polygons data frame
  polygon_sp <- as_Spatial(polygon)

  # Creating Points DF
  points_sp <- SpatialPointsDataFrame(coords = df[, 4:3],
                                     data = df[, -3:-4],
                                     proj4string = polygon_sp@proj4string)

  # Getting census tract codes
  over_df <- over(x = points_sp, y = polygon_sp)
  df$code_tract <- over_df$code_tract
  df$state <- case_when(over_df$code_state == 29 ~ "BA",
                      over_df$code_state == 31 ~ "MG",
                      over_df$code_state == 32 ~ "ES",
                      over_df$code_state == 33 ~ "RJ",
                      over_df$code_state == 35 ~ "SP",
                      over_df$code_state == 43 ~ "RS",
                      TRUE ~ NA_character_)
}

```

```

# Returning non-NA code tract rows
return(df[!is.na(df$code_tract), ])
}

# Creating df with code tracts
df_clean <- map_dfr(census_tracts, ~get_pol_info(.x, df_clean))
MG <- ggplot() +
  geom_sf(data = census_tracts$MG) +
  geom_point(aes(x = ind_long, y = ind_lat), alpha = 0.3,
             data = df_clean %>% filter(state == "MG")) +
  labs(subtitle = "Belo Horizonte", x = NULL, y = NULL) +
  theme_bw() +
  theme(axis.text = element_blank(), axis.ticks = element_blank()) +
  north(census_tracts$MG, symbol = 9)

RJ <- ggplot() +
  geom_sf(data = census_tracts$RJ) +
  geom_point(aes(x = ind_long, y = ind_lat), alpha = 0.3,
            data = df_clean %>% filter(state == "RJ"), size = 2) +
  labs(subtitle = "Rio de Janeiro", x = NULL, y = NULL) +
  theme_bw() +
  theme(axis.text = element_blank(), axis.ticks = element_blank()) +
  north(census_tracts$RJ, symbol = 9)

SP <- ggplot() +
  geom_sf(data = census_tracts$SP) +
  geom_point(aes(x = ind_long, y = ind_lat), alpha = 0.3,
            data = df_clean %>% filter(state == "SP"), size = 2) +
  labs(subtitle = "São Paulo", x = NULL, y = NULL) +
  theme_bw() +
  theme(axis.text = element_blank(), axis.ticks = element_blank()) +
  north(census_tracts$SP, symbol = 9)

RS <- ggplot() +
  geom_sf(data = census_tracts$RS) +
  geom_point(aes(x = ind_long, y = ind_lat), alpha = 0.3,
            data = df_clean %>% filter(state == "RS"), size = 2) +
  labs(subtitle = "Porto Alegre", x = NULL, y = NULL) +
  theme_bw() +
  theme(axis.text = element_blank(), axis.ticks = element_blank()) +
  north(census_tracts$RS, symbol = 9)

BA <- ggplot() +
  geom_sf(data = census_tracts$BA) +
  geom_point(aes(x = ind_long, y = ind_lat), alpha = 0.3,
            data = df_clean %>% filter(state == "BA"), size = 2) +
  labs(subtitle = "Salvador", x = NULL, y = NULL) +
  theme_bw() +
  theme(axis.text = element_blank(), axis.ticks = element_blank()) +
  north(census_tracts$BA, symbol = 9)

```

```

ES <- ggplot() +
  geom_sf(data = census_tracts$ES) +
  geom_point(aes(x = ind_long, y = ind_lat), alpha = 0.3,
             data = df_clean %>% filter(state == "ES"), size = 2) +
  labs(subtitle = "Vitória", x = NULL, y = NULL) +
  theme_bw() +
  scale_x_continuous(limits = c(-40.37, -40.20)) +
  scale_y_continuous(limits = c(-20.33, -20.23)) +
  theme(axis.text = element_blank(), axis.ticks = element_blank()) +
  north(census_tracts$ES, symbol = 9)

cowplot::plot_grid(MG, RJ, SP, RS, BA, ES)

```

```

# Readin IBGE final dataset
IBGE_dataset <- readxl::read_xlsx("IBGE_dataset.xlsx")
# Recoding sit_tract variable
IBGE_dataset <- IBGE_dataset %>%
  mutate(sit_tract = ifelse(sit_tract > 0 & sit_tract < 4,
                           "Urban", "Rural"),
         code_tract = as.character(code_tract))
# Merging IBGE data into ELSA Clean dataset
df_clean <- left_join(x = df_clean,
                     y = IBGE_dataset,
                     by = "code_tract") %>%
  filter(!is.na(sit_tract)) %>%
  select(idelsa, state, code_tract, sit_tract, type_tract,
        starts_with("ind_"), starts_with("rsd_"), starts_with("str_"))

# Basic descriptive statistics
summary(df_raw)
# Chekign densities of continuous variables for each case
df_raw %>% drop_na() %>%
  select(ind_age, ind_bmi, ind_waist, ind_income, ind_dm) %>%
  mutate(ind_dm = ifelse(ind_dm == 1, "Yes", "No")) %>%
  gather(-ind_dm, key = "Variable", value = "Value") %>%
  ggplot() +
  geom_density(aes(x = Value, fill = factor(ind_dm)), color = NA, alpha =
0.5) +
  facet_wrap(~Variable, scales = "free") +
  theme_bw() + scale_fill_viridis(d()) +
  labs(fill = "Diabetic?", x = NULL, y = NULL,
       subtitle = "Densities of continuous variables segmented by diabetes
condition.")
# Chekign densities of continuous variables for each case
df_raw %>% drop_na() %>%
  select(ind_age, ind_bmi, ind_waist, ind_income, state, ind_dm,
        starts_with("rsd"), starts_with("str")) %>%

```

```

gather(-state, -ind_dm, key = "Variable", value = "Value") %>%
ggplot() +
ggridges::geom_density_ridges(aes(x = Value, y = state,
                                fill = paste(state, ind_dm)),
                              color = NA, alpha = 0.5) +
ggridges::scale_fill_cyclical(
  breaks = c("SP 0", "SP 1"), labels = c(`SP 0` = "No", `SP 1` = "Yes"),
  values = c("#440154FF", "#FDE725FF", "#440154FF", "#FDE725FF"),
  name = "Diabetic?", guide = "legend"
) +
facet_wrap(~Variable, scales = "free") +
theme_bw() +
labs(x = NULL, y = NULL,
      subtitle = "Densities of continuous variables segmented by diabetes
condition and region.")
# Obtaining plots for categorical variables
df_raw %>% drop_na() %>%
  select(-ind_age, -ind_bmi, -ind_waist, -ind_income,
         -ind_lat, -ind_long, -idelsa, -ind_precision, -ind_alcohol2) %>%
gather(-ind_dm, key = "Variable", value = "Value") %>%
group_by(Variable, Value) %>%
summarise(ind_dm = mean(ind_dm),
          u_sd = ind_dm + 1.96*sqrt(ind_dm*(1-ind_dm)/n()),
          l_sd = ind_dm - 1.96*sqrt(ind_dm*(1-ind_dm)/n()),
          n = n()) %>%
ggplot() +
geom_col(aes(x = Value, y = ind_dm), alpha = 0.5) +
geom_errorbar(aes(x = Value, ymin = l_sd, ymax = u_sd)) +
facet_wrap(~Variable, scales = "free x") +
theme_bw() + theme(axis.text.x = element_text(size = 7)) +
labs(y = "Diabetes proportion", x = NULL,
      subtitle = "Diabetes proportion per class with 95% Confidence
intervals")

```

```

#Creating list of plots to be put into a
map_list <- map(.x = census_tracts_stats,
               .f = ~ggplot() +
                 geom_sf(aes(fill = rsd_avgresidents), data = .x, color =
NA) +
                 theme_bw() + labs(title = .x$name_muni) +
                 theme(axis.text = element_blank(), axis.ticks =
element_blank(),
                       legend.text = element_text(size = 7),
                       legend.title = element_text(size = 7)) +
                 north(.x, symbol = 9))

# Creating plot grid
cowplot::plot_grid(plotlist = map_list)

```

Packages and data

```

# Loading the packages
library(tidyverse) # All things on data cleaning, wrangling and visualizing
library(cowplot) # Creates grid of plots
library(kableExtra) # creating and styling tables
library(geobr) # Provides shapefiles of brazil as simple features
library(sp) # For dealing with shapefiles
library(sf) # For dealing with shapefiles)
library(sparr) # To estimate kernels of risk
library(rsatscan) # API from R to SaTScan
library(spgwr) # Package that performs the fitting of GWR
library(ggsn)

# List of states
states <- df_clean$state %>% unique()

# Spatial density estimation

# Mapping states to cities
city_names <- list("MG" = "Belo Horizonte", "RJ" = "Rio de Janeiro", "ES" =
"Vitória",
                  "SP" = "São Paulo", "BA" = "Salvador", "RS" = "Porto
Alegre")

states <- names(city_names)
# Creating the maps for every city
density_maps <- map(states, ~df_clean %>% filter(state == .x) %>%
  ggplot() +
  geom_sf(data = census_tracts[.[x]], color = "grey") +
  geom_hex(aes(x = ind_long, y = ind_lat)) +
  scale_fill_viridis_c() + theme_void() +
  labs(title = city_names[.[x]]) + guides(fill = FALSE) +
  north(census_tracts[.[x]], symbol = 9))

# Plotting all states
plot_grid(plotlist = density_maps)

```

Spatial Kernel Density

```

# Creating the maps for every city
density_maps <- map(states, ~df_clean %>% filter(state == .x) %>%
  ggplot() +
  geom_sf(data = census_tracts[.[x]], color = "grey") +
  stat_density_2d(aes(x = ind_long, y = ind_lat,
                    fill = stat(level)),
                 geom = "polygon", alpha = 0.6, h = 0.02) +
  scale_fill_viridis_c() + theme_void() +
  labs(title = city_names[.[x]]) + guides(fill = FALSE) +
  north(census_tracts[.[x]], symbol = 9))

# Plotting all states
plot_grid(plotlist = density_maps)

```

SatScan cluster analysis

In this section the SaTScan cluster detection analysis will be performed for each of the six cities. In order to correctly use SaTScan for the analysis we need to create a temporary directory:

```
# Creating a temporary directory for the files
td = tempdir()
# Resetting the parameter file
invisible(ss.options(reset = TRUE))

# Defining the data inputs
ss.options(list(CaseFile = "ELSA_SaTScan.cas", # Case file
               ControlFile = "ELSA_SaTScan.ctl", # Control file
               CoordinatesFile = "ELSA_SaTScan.geo", # Coordinates file
               CoordinatesType = 1)) # Type 1 means cartesian coordinates

# Not using temporal analysis
ss.options(list(PrecisionCaseTimes = 0, # Precision 0 means "None"
               AnalysisType = 1)) # Analysis type 1 means "Purely Spatial"

# Defining model, spatial window and inference
ss.options(list(ModelType = 1, # Model Type 1 is "Bernoulli"
               ScanAreas = 3, # 3 means scanning Low and High rate areas
               MaxSpatialSizeInPopulationAtRisk = 20, # The biggest
               cluster can contain 30% of pop
               UseDistanceFromCenterOption = "n", # SEE IF IT CHANGES WITH
               y
               MaxSpatialSizeInDistanceFromCenter = 1,
               PValueReportType = 0)) # Standard p-value

# Defining the output
ss.options(list(ResultsFile = "ELSA_SaTScan_Results.txt")) # Name of the
file with the results

# Writing the options file to disk
write.ss.prm(location = td, filename = "ELSA_SaTScan")
```

Note that we have already given the file names, we will need to save them with those names. Now, we need to perform the SaTScan analysis for each capital city, which means that we need a function that performs the analysis on a given dataset and returns the object:

```
# Function that performs the analysis for a given dataframe
ss_analysis <- function(df){

  # Creating and saving cases file:
  df_cases <- df %>%
    select(idelsa, ind_dm) %>%
    as.data.frame()

  write.cas(x = df_cases, location = td, filename = "ELSA_SaTScan")

  # Creating and saving control file:
  df_contr <- df %>%
    transmute(idelsa = idelsa, ind_dm = 1-ind_dm) %>%
    as.data.frame()

  write.cas(x = df_contr, location = td, filename = "ELSA_SaTScan")

  # Creating and saving the coordinates file:
  df_coord <- df_clean %>%
    select(idelsa, ind_lat, ind_long) %>%
    as.data.frame()

  write.geo(x = df_coord, location = td, filename = "ELSA_SaTScan")

  # Performing the SaTScan cluster analysis
  SSResults <- satscan(prmlocation = td,
                      prmfilename = "ELSA_SaTScan",
                      sslocation = "C:/Program Files (x86)/SaTScan")

  return(SSResults)
}
```

Now that we defined the configuration and options file and wrote the analysis function, the next step is to perform the SaTScan analysis by mapping our function to each partition of the dataset corresponding to the states:

```
# Looping through all the states
cluster_results <- map(.x = states,
                      .f = ~ss_analysis(df_clean %>% filter(state == .x)))

names(cluster_results) <- states
#save(cluster_results, file = "cluster_analysis_results.RData")
load("cluster_analysis_results.RData")
```

Cluster analysis

```

# Creating list of plots
ggplot() +
  geom_sf(data = census_tracts$MG, fill = NA, color = "grey") +
  geom_sf(aes(color = ifelse(P_VALUE <= 0.08 , ifelse(REL_RISK <1, "Prot",
"Risk"), "No"),
          size = P_VALUE), fill = NA,
          data = st as sf(cluster_results$MG$shapeclust)) +
  stat_summary_hex(aes(x = ind_long, y = ind_lat, z = ind_dm),
                  fun = mean, alpha = 0.6,
                  data = df_clean %>% filter(state == "MG")) +
  scale_color_manual(values = c(NA, "Blue", "Red")) +
  scale_fill_viridis_c() + guides(color = FALSE) +
  theme_void() + labs(title = "Belo Horizonte", fill = "%DM",
                    subtitle = "Red circles are risk and blue are
protective clusters") +
  north(census_tracts$MG, symbol = 9)
# State
stt <- "MG"
# Isolating clusters of one city
city_clusters <- cluster_results[[stt]]

# Crating primary table
table_clusters <- left_join(city_clusters$sci, city_clusters$col, by =
"CLUSTER")

# Creating formatted table
table_clusters %>%
  mutate(P_VALUE = round(P_VALUE, 4),
         Area_Perc = mean(df_clean[df_clean$state == stt, ]$ind_dm),
         Area_Perc = round(Area_Perc*100, 2),
         RADIUS = round(RADIUS, 4)) %>%
  select(CLUSTER, RADIUS, POPULATION.x, OBSERVED.x,
         PCT_CASES, Area_Perc, REL_RISK.x, P_VALUE) %>%
  kable(col.names = c("Cluster", "Radius KM", "Points", "Cases",
                    "Cluster DM%", "City DM%", "Relative Risk", "p-
value")) %>%
  kable_styling("striped", full_width = FALSE)

```

APÊNDICE B - Associações das características individuais e de vizinhança em relação aos aglomerados espaciais usando o modelo de regressão logística multinomial - Salvador, ELSA-Brasil 2008/2010 (n = 1.826).

Table B1 – Individual characteristics of the participants who lived outside (0 – reference (n = 1,408)) and inside (1 – cluster with high chance of DM2 (n = 347) and 2 - cluster with low chance of DM2 (n = 71)) and their association using the multinomial model. Salvador, ELSA-Brasil 2008/2010 (n = 1,826).

Variables	n (%)	Adjusted OR (95% CI)
Sex (Cluster 1)		
Female	188 (54.2)	1 (ref.)
Male	159 (45.8)	1.21 (0.89; 1.65)
Sex (Cluster 2)		
Female	43 (60.6)	1 (ref.)
Male	28 (39.4)	0.87 (0.51; 1.49)
Age (years) (Cluster 1)		
31–40	24 (6.9)	1 (ref.)
41–50	102 (29.4)	0.58 (0.31; 1.08)
51–60	126 (36.3)	0.87 (0.46; 1.62)
61–70	78 (22.5)	0.94 (0.48; 1.82)
71–80	17 (4.9)	1.15 (0.46; 2.84)
Age (years) (Cluster 2)		
31–40	9 (12.7)	1 (ref.)
41–50	24 (33.8)	0.79 (0.33; 1.87)
51–60	23 (32.4)	0.61 (0.25; 1.52)
61–70	13 (18.3)	0.77 (0.28; 2.10)
71–80	2 (2.8)	0.68 (0.13; 3.69)
Skin color (Cluster 1)		
White	23 (6.6)	1 (ref.)
Brown	153 (44.1)	1.45 (0.84; 2.49)
Black	171 (49.3)	1.65 (0.96; 2.84)
Skin color (Cluster 2)		
White	28 (39.4)	1 (ref.)
Brown	31 (43.7)	0.75 (0.42; 1.34)
Black	12 (16.9)	0.69 (0.31; 1.51)
Schooling (Cluster 1)		
University degree	76 (21.9)	1 (ref.)
High school	196 (56.5)	1.56 (1.10; 2.21)
Complete elementary school	42 (12.1)	0.94 (0.54; 1.64)
Incomplete elementary school	33 (9.5)	1.22 (0.65; 2.32)
Schooling (Cluster 2)		
University degree	56 (79.0)	1 (ref.)
High school	10 (14.0)	0.58 (0.26; 1.25)
Complete elementary school	4 (5.6)	1.95 (0.51; 7.48)
Incomplete elementary school	1 (1.4)	1.23 (0.12; 12.59)

Smoking (Cluster 1)		
Continuation		
Variables	n (%)	Adjusted OR (95% CI)
Never smoked	235 (67.7)	1 (ref.)
Former smoker	29 (8.3)	1.13 (0.66; 1.94)
Smoking	83 (24.0)	0.86 (0.61; 1.21)
Smoking (Cluster 2)		
Never smoked	45 (63.4)	1 (ref.)
Former smoker	6 (8.4)	1.62 (0.60; 4.33)
Smoking	20 (28.2)	1.11 (0.60; 2.04)
Alcohol consumption (Cluster 1)		
No	129 (37.2)	1 (ref.)
Moderate	187 (53.9)	1.13 (0.83; 1.54)
Excessive	30 (8.6)	1.01 (0.58; 1.74)
Na	1 (0.3)	
Alcohol consumption (Cluster 2)		
No	15 (21.1)	1 (ref.)
Moderate	45 (63.4)	1.13 (0.59; 2.15)
Excessive	11 (15.5)	4.15 (1.67; 10.31)
Work activity (Cluster 1)		
Non-Manual	267 (76.95)	1 (ref.)
Manual	80 (23.05)	0.92 (0.61; 1.40)
Work activity (Cluster 2)		
Non-Manual	68 (95.8)	1 (ref.)
Manual	3 (4.2)	0.44 (0.10; 1.95)
L. physical activity (Cluster 1)		
Light	294 (84.7)	1 (ref.)
Moderate	35 (10.1)	1.01 (0.64; 1.59)
Vigorous	18 (5.2)	1.06 (0.54; 2.10)
L. physical activity (Cluster 2)		
Light	55 (77.4)	1 (ref.)
Moderate	9 (12.7)	0.76 (0.35; 1.63)
Vigorous	7 (9.9)	1.28 (0.52; 3.16)
Waist circumference (Cluster 1)		
Normal	96 (27.7)	1 (ref.)
Abdominal adiposity	251 (72.3)	0.99 (0.72; 1.38)
Waist circumference (Cluster 2)		
Normal	26 (36.6)	1 (ref.)
Abdominal adiposity	45 (63.4)	0.78 (0.45; 1.35)

Note: OR: Odds Ratio; 95% CI: 95% Confidence Interval; Ref.: reference; NA: no response. Abdominal adiposity: WC \geq 90 cm for men and WC \geq 80 cm for women (ALBERTI *et al.*, 2006). *Adjusted for sex, age, skin color, schooling, smoking, alcohol use, work activity, leisure physical activity, waist circumference, and each socioeconomic environmental characteristic.

Table B2 – Neighborhood socioeconomic environmental characteristics from census tracts of participants who lived outside (0 – reference (n = 1,408)) and inside (1 – cluster with high chance of DM2 (n = 347) and 2 - cluster with low chance of DM2 (n = 71)) and their association using the multinomial model. Salvador, ELSA-Brasil 2008/2010 (n = 1,826).

Variables	n (%)	Adjusted OR (95% CI)*
Neighborhood income per capita (Cluster 1)		
High	4 (1.2)	1 (ref.)
Middle	74 (21.3)	15.59 (5.52; 44.05)
Low/	269 (77.5)	126.21 (43.85; 363.26)
Neighborhood income per capita (Cluster 2)		
High	60 (84.5)	1 (ref.)
Middle	4 (5.6)	0.07 (0.02; 0.22)
Low	7 (9.9)	0.21 (0.06; 0.66)
%Neighborhoods with adequate housing (Cluster 1)		
High	44 (12.7)	1 (ref.)
Middle	114 (32.8)	1.52 (0.98; 2.35)
Low	189 (54.5)	2.55 (1.61; 4.03)
%Neighborhoods with adequate housing (Cluster 2)		
High	49 (69.0)	1 (ref.)
Middle	10 (14.0)	0.31 (0.14; 0.63)
Low	12 (17.0)	0.49 (0.20; 1.19)
%Neighborhoods with exposed trash (Cluster 1)		
Low	259 (74.6)	1 (ref.)
High	88 (25.4)	1.35 (0.96; 1.89)
%Neighborhoods with exposed trash (Cluster 2)		
Low	58 (81.7)	1 (ref.)
High	13 (18.3)	1.56 (0.80; 3.05)
%Neighborhoods with sidewalks (Cluster 1)		
High	54 (15.6)	1 (ref.)
Middle	118 (34.0)	0.83 (0.53; 1.29)
Low	175 (50.4)	0.29 (0.18; 0.49)
%Neighborhoods with sidewalks (Cluster 2)		
High	40 (56.3)	1 (ref.)
Middle	19 (26.8)	1.11 (0.60; 2.05)
Low	12 (16.9)	1.91 (0.65; 5.62)

Note: OR: Odds Ratio; 95% CI: 95% Confidence Interval; Ref.: reference; * OR 95%CI adjusted for sex, age, skin color, schooling, smoking, alcohol use, work activity, leisure physical activity, waist circumference, and each socioeconomic environmental characteristic.