# Heterogeneidade da paisagem

A **heterogeneidade da paisagem** é uma métrica composta pelas médias de *Z-scores* da [**variedade de landforms**](#variedade-de-landforms), [**amplitude altitudinal**](#amplitude-altitudinal), [**índice de áreas úmidas**](#índice-de-áreas-úmidas) e [**diversidade de solo**](#diversidade-de-solo). A métrica é composta por uma média hierárquica das variáveis **(Figura)**. A seguir, descreveremos como cada variável que compõe a métrica é criada e como elas são combinadas para formar a heterogeneidade da paisagem. As análises de heterogeneidade da paisagem foram realizadas no *Google Earth Engine* (Gorelick et al. 2017) devido a demanda computacional, sua escalabilidade e a possibilidade de reprodução das análises.

##### Base de dados

Nós utilizamos o modelo digital de elevação (DEM) do Merit-DEM (Yamazaki et al. 2017), na escala de 90 m, como base para os cálculos de terreno como [declividade](#declividade-do-relevo), [orientação do relevo](#orientação-do-relevo) e [índice de posição topográfica (TPI)](#índice-de-posição-topográfica). Esse DEM é um produto em escala global, permitindo a replicabilidade das análises em outras regiões, e possui correções de vários vieses derivados de imagens de satélite, principalmente em áreas com alta densidade de florestas como a floresta Amazônica. Além disso, o Merit-DEM já possui uma camada de [acúmulo de fluxo](#acúmulo-de-fluxo), em escala global, disponível no Merit-Hydro (Yamazaki et al. 2019). Essa camada de acúmulo de fluxo possui correções para áreas planas e para o efeito da densidade de árvores no cálculo da rede hidrográfica (Yamazaki et al. 2019), que são importantes para a análise de florestas tropicais com alta densidade de árvores.

O acúmulo de fluxo não captura bem a distribuição e área de lagos e rios largos como o rio Amazonas. Desta forma, nós incluímos a **classe 33** do MapBiomas **Coleção 7** (MapBiomas Project 2020), que representa os rios e lagos para complementar as informações sobre as áreas úmidas. O MapBiomas é um projeto nacional de mapeamento e classificação de mudanças do uso do solo dos últimos 30 anos, a partir de dados de sensoriamento remoto.

#### Variedade de *landforms*

A variedade de landforms é a quantidade de formas de relevo dentro de uma vizinhança da célula focal. Primeiro classificamos as formas de relevo e em seguida contabilizamos a quantidade de formas no entorno de cada célula.

##### Classificação das *landforms*

As formas de relevo representam a variação na umidade, exposição à radiação solar, velocidade de ventos e deposição de sedimentos na paisagem (Dobrowski 2011, Anderson et al. 2016). Essa classificação é determinada pelas variáveis de **declividade do relevo** (*slope*), **orientação do relevo** (*aspect*), **índice de posição topográfica** (*topographic position index*), **índice de umidade** (*moisture index*) e a distribuição de **rios** e **lagos**. A combinação dessas variáveis permitem identificar os topos de montanhas e vales, áreas íngremes ou planas, orientação do relevo com mais sombra ou incidência solar, áreas secas ou úmidas dado o acúmulo de fluxo, declividade do relevo e a presença de lagos e rios ([Figura 1](#fig-landforms)). A classificação foi baseada em estudos anteriores (Fels e Matson 1996, Anderson et al. 2012, 2014, 2016, 2023) para a América do Norte ( <https://crcs.tnc.org/pages/land>).

Foram feitas modificações em relação aos estudos anteriores. O cálculo da posição topográfica foi substituído entre o *landscape position index* (LPI) (Anderson et al. 2012) por *topographic position index* (Weiss 2001). A orientação do relevo (faces quentes ou frias) foi ajustada para o Hemisférios Sul. A classificação das *landforms* foi ajustada para valores de TPI e índice de umidade que melhor classificavam as formas de relevo das paisagens analisadas.

|  |
| --- |
| Figura 1: Classificação de *landforms* de acordo com a declividade do relevo, índice de posição topográfica, orientação do relevo, índice de umidade, rios e lagos. Baseado na classificação de Anderson et al. (2016). |

##### Declividade do relevo (*slope*)

A declividade do relevo foi calculada pela função ee.Terrain.slope, como um gradiente local das 4 células adjacentes. Os resultados são apresentados em graus de declividade (0º a 90º).

##### Orientação do relevo (*aspect*)

A orientação do relevo foi calculada pela função ee.Terrain.aspect, como um gradiente local das 4 células adjacentes. Os resultados são apresentados em graus da direção do relevo (0º = Norte, 90º = Leste, 180º = Sul e 270º = Oeste). Nós dividimos a orientação do relevo em dois grupos, baseados na quantidade de incidência solar, sendo células com valores entre 90º e 270º classificados como **faces frias** e valores entre 0º a 90º e 270º a 360º, classificados como **faces quentes**.

##### Índice de posição topográfica (TPI)

O cálculo do TPI foi feito em três escalas com uma janela circular com 7, 11 e 15 células de raio, calculando a soma da diferença da elevação da célula focal para as suas vizinhas (), divididos pelo número de células vizinhas ().

O índice é composto pela média de TPI das três escalas, o que permite a consideração de níveis locais e regional de resolução da paisagem (Theobald et al. 2015). Essa abordagem foi implementada para permitir a classificação de formas de relevo que emergem tanto em escalas locais (ex. vales, topos de montanhas) quanto regionais (ex. topos planos de Chapadas) (Fels e Matson 1996). Os tamanhos das janelas foram ajustados visualmente para que representassem as formas de relevo.

##### Índice de umidade (*moisture index*)

O índice de umidade (*moisture index*) foi calculado com base no **acúmulo de fluxo** do Merit-Hydro e a **declividade do relevo** que calculamos anteriormente.

Após o cálculo do índice de umidade para cada célula, suavizamos o padrão de distribuição da rede de drenagem como a média do índice dentro de uma janela circular com uma célula de raio.

##### Transformando os índices em classes

Cada índice (TPI, declividade, orientação e índice de úmidade) foi transformado em classes ([Tabela 1](#tbl-classes)) para formarem os tipos de *landforms*. Os ajustes dos limiares de TPI e índice de umidade foram definidos visualmente. Classificamos como áreas úmidas somente células com índice de umidade acima de 3000, uma vez que valores menores superestimavam a distribuição de corpos d’água em áreas planas. Depois combinamos o mapa de áreas úmidas com o de água e lagos do MapBiomas. A declividade e orientação do relevo seguiram a classificação em Anderson et al. (2016), mas a orietação do relevo foi ajustada para o Hemisfério Sul.

Tabela 1: Classes dos índices usados para a classificação de *landforms*

| Variáveis | Classes | Limiar inferior | Limiar superior |
| --- | --- | --- | --- |
| Declividade do relevo | 1 | -1 | 2 |
| Declividade do relevo | 2 | 2 | 6 |
| Declividade do relevo | 3 | 6 | 24 |
| Declividade do relevo | 4 | 24 | 35 |
| Declividade do relevo | 5 | 35 | 90 |
| TPI | 1 | -Inf | -15 |
| TPI | 2 | -15 | -1 |
| TPI | 3 | -1 | 30 |
| TPI | 4 | 30 | 975 |
| Orientação | 2 | 0 | 90 |
| Orientação | 1 | 90 | 270 |
| Orientação | 2 | 270 | 360 |
| Índice de Umidade | 0 | -Inf | 30000 |
| Índice de Umidade | 1 | 3000 | Inf |

##### Combinando as variáveis e classificando as *landforms*

As classes de cada variável foram combinadas para representar as *landforms* como um código numérico ([Figura 2](#fig-BR)). O **índice de umidade** foi multiplicado por 1000,o de **orientação do relevo** por 100, **TPI** por 10 e o de **declividade do relevo** por 1. Por exemplo, o código 11 (0011) representa a primeira classe de declividade (áreas de baixa declividade) e a primeira classe de TPI (posição do relevo mais alta que o entorno), sendo, portanto, um topo de montanha (*summit*). No entanto, alguns códigos tiveram que ser inspecionados visualmente para classificar apropriadamente alguns tipos de *landforms*, como *sideslopes*, *valleys* e *toeslopes* ([Tabela 2](#tbl-combinacoes)).

|  |
| --- |
| Figura 2: Classificações das formas de relevo do Brasil. |

Tabela 2: Combinações entre as variáveis para classificar as formas de relevo

| Valores da Combinação | Código para Landforms |
| --- | --- |
| 10 | 11 |
| 11 | 11 |
| 12 | 11 |
| 13 | 13 |
| 14 | 11 |
| 15 | 5 |
| 20 | 21 |
| 21 | 21 |
| 22 | 22 |
| 23 | 24 |
| 24 | 24 |
| 25 | 5 |
| 31 | 30 |
| 32 | 32 |
| 33 | 24 |
| 34 | 24 |
| 35 | 5 |
| 40 | 32 |
| 41 | 32 |
| 42 | 32 |
| 43 | 43 |
| 44 | 3 |
| 45 | 5 |
| 51 | 51 |
| 111 | 11 |
| 112 | 11 |
| 113 | 13 |
| 114 | 3 |
| 115 | 5 |
| 121 | 21 |
| 122 | 22 |
| 123 | 23 |
| 124 | 3 |
| 125 | 5 |
| 131 | 30 |
| 132 | 32 |
| 133 | 23 |
| 134 | 3 |
| 135 | 5 |
| 141 | 32 |
| 142 | 32 |
| 143 | 43 |
| 144 | 3 |
| 145 | 5 |
| 151 | 51 |
| 211 | 11 |
| 212 | 11 |
| 213 | 13 |
| 214 | 4 |
| 215 | 5 |
| 221 | 21 |
| 222 | 22 |
| 223 | 24 |
| 224 | 4 |
| 225 | 5 |
| 231 | 30 |
| 232 | 32 |
| 233 | 24 |
| 234 | 4 |
| 235 | 5 |
| 241 | 32 |
| 242 | 32 |
| 243 | 44 |
| 244 | 4 |
| 245 | 5 |
| 251 | 51 |
| 1000 | 39 |

A classificação final de landforms se encontra na [Tabela 3](#tbl-landforms).

Tabela 3: Códigos das formas de relevo obtidas após classificação das variáveis

| Códigos | Nomes |
| --- | --- |
| 3 | Cool Steep Slope |
| 4 | Warms Steep Slope |
| 5 | Cliff |
| 11 | Summit/Ridgetop |
| 13 | Slope Crest |
| 21 | Flat Hilltop |
| 22 | Gentle Slope Hilltop |
| 23 | Cool Sideslope |
| 24 | Warm Sideslope |
| 30 | Dry Flats |
| 32 | Valley/Toeslope |
| 39 | Moist Flats |
| 43 | Cool Footslope |
| 44 | Warm Sideslope |

##### Gerando a variedade de *landforms*

A variedade de *landforms* foi calculada como a quantidade de tipos de *landforms* dentro de uma janela circular da célula focal. O tamanho do raio da janela foi definido calculando a variedade em diferentes raios (2, 5, 7, 10, 15, 20 células) e calculando a diferença na média de variedade do Brasil a cada aumento de raio. O raio escolhido foi aquele em que o seu subsequente não adicionou variedade. Desta forma, o raio representa o nível de resolução da paisagem que captura o máximo de variedade de landforms. O raio escolhido foi de 5 células de raio (450 m) para todo o Brasil.

#### Amplitude altitudinal

A amplitude altitudinal representa a variação da elevação em uma região, independente da variedade de *landforms*. A amplitude altitudinal foi calculada como a diferença entre os valores máximos e mínimos de elevação, dentro de uma janela circular de 450 m (5 células de raio), a partir do MERIT-DEM (Yamazaki et al. 2017). Em seguida, fizemos uma Regressão Linear Simples (*Ordinary Linear Regression*) entre os **valores de amplitude altitudinal** e a **variedade *landforms*** e obtivemos os valores dos resíduos dessa análise como a amplitude altitudinal independente da variedade de *landforms*.

#### Diversidade de solo

A diversidade de solo foi calculada como a quantidade de tipos de solos dominantes e sub-dominantes nos polígonos de solo do Instituto Brasileiro de Geografica e Estatística (IBGE)(<https://www.ibge.gov.br/geociencias/informacoes-ambientais/pedologia/10871-pedologia.html>). Depois essa informação foi rasterizada e projetada na mesma resolução espacial das variáves anteriores.

#### Índice de áreas úmidas

O índice de áreas úmidas foi calculado a partir dos dados da *Global Wetlands Database* (Gumbricht et al. 2017). Essa base de dados fornece informação e inventário de áreas úmidas no mundo. Os dados são obtidos através de imagens de satélite, amostragens aéreas e relatórios publicados. Nós reamostramos o mapa de áreas úmidas para a mesma resolução das outras variáveis. Depois, calculamos o índice de áreas úmidas considerando a densidade de áreas úmidas na escala local (450 metros) e na escala regional (1170 metros). Também foi incluído no índice final a **quantidade de áreas úmidas** regional (Anderson et al. 2016).

Primeiro, calculamos a quantidade de áreas úmidas como o número de *células* de áreas úmidas dentro de uma *janela* regional (1170 m) e local (450 m). A divisão da quantidade de áreas úmidas pelo número de células na janela produz a **densidade de áreas úmidas**. Em seguida, as densidades de áreas úmidas local e regional e a quantidade de áreas úmidas regional foram transformados em *Z-scores*. Cada célula focal () foi subtraída pela média da vizinhança () e dividida pelo desvio padrão () da vizinhança. A média e desvio padrão foram calculados dentro de uma vizinhança circular de 200 células de raio de cada célula focal.

O índice de áreas úmidas foi calculado como a média ponderada da densidade local e regional, atribuindo peso 2 para a densidade local:

Nos locais onde a quantidade de áreas úmidas regionais (*Z-score*) eram maiores que o índice de áreas úmidas, o índice foi calculado como a média ponderada das densidades e da quantidade de áreas úmidas:

A transformação de *Z-score* foi aplicada também para a **variedade de *landforms***, **amplitude de elevação** e **diversidade de solos** para compormos a heterogeneidade da paisagem.

#### heterogeneidade da paisagem

A heterogeneidade da paisagem foi calculada seguindo uma hierarquia nas variáveis. A heterogeneidade da paisagem é definida como o *Z-score* da variedade de *landforms*. Em locais com maior *Z-score* para amplitude altitudinal que variedade de *landforms*, a heterogeneidade da paisagem foi calculada como a média ponderada das duas variáveis, com peso 2 para variedade de *landforms*.

Nos locais onde o índice áreas úmida é maior que a heterogeneidade da paisagem calculada anteriormente, calculamos a média ponderada da heterogeneidade da paisagem e índice de áreas úmidas, atribuindo peso dois para as áreas úmidas. O peso dobrado das áreas úmidas é justificado por esses locais estarem em áreas planas com baixa variabilidade topográfica, sendo as áreas úmidas a variável mais importante para determinar a variabilidade microclimática.

Se a amplitude altitudinal não foi importante para a célula, calculamos assim:

Nas localidades onde o *Z-score* da diversidade de solo foi maior que a heterogeneidade da paisagem anterior, os valores foram substituídos pela média ponderada das variáveis naquela localidade, com peso 2 para variedade de *landforms*.

Nas células onde o índice de áreas úmidas não foi importante:

Onde a amplitude altitudinal não foi importante:

Localidades o somente a variedade de *landforms* havia sido importante:

Anderson, M. G., M. Clark, A. P. Olivero, A. R. Barnett, K. R. Hall, M. W. Cornett, M. Ahlering, M. Schindel, B. Unnasch, C. Schloss, e D. R. Cameron. 2023. [A resilient and connected network of sites to sustain biodiversity under a changing climate](https://doi.org/10.1073/pnas.2204434119). Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America 120:109.

Anderson, M. G., M. Clark, e A. O. Sheldon. 2012. Resilient Sites for Terrestrial Conservation in the Northeast and Mid-Atlantic Region. Página 168. The Nature Conservancy, Eastern Conservation Science.

Anderson, M. G., M. Clark, e A. O. Sheldon. 2014. [Estimating climate resilience for conservation across geophysical settings](https://doi.org/10.1111/cobi.12272). Conservation Biology 28:959–970.

Anderson, M. G., M. Clark, e A. O. Sheldon. 2016. [Resilient Sites for Terrestrial Conservation in Eastern North America](https://doi.org/10.1111/cobi.12272). Conservation Biology 28:959–970.

Dobrowski, S. Z. 2011. [A climatic basis for microrefugia: The influence of terrain on climate](https://doi.org/10.1111/j.1365-2486.2010.02263.x). Global Change Biology 17:1022–1035.

Fels, J. E., e K. C. Matson. 1996. A cognitively-based approach for hydrogeomorphic land classification using digital terrain models. National Center for Geographic Information; Analysis, Santa Fe, New Mexico, USA.

Gorelick, N., M. Hancher, M. Dixon, S. Ilyushchenko, D. Thau, e R. Moore. 2017. [Google Earth Engine: Planetary-scale geospatial analysis for everyone](https://doi.org/10.1016/j.rse.2017.06.031). Remote Sensing of Environment.

Gumbricht, T., R. M. Román-Cuesta, L. V. Verchot, M. Herold, F. Wittmann, E. Householder, N. Herold, e D. Murdiyarso. 2017. [Tropical and subtropical wetlands distribution version 2](https://doi.org/10.17528/cifor/data.00058).

MapBiomas Project. 2020. [Collection 7 of the Annual Series of Land Use and Land Cover Maps of Brazil](https://projects/mapbiomas-workspace/public/collection7/mapbiomas_collection70_integration_v2).

Theobald, D. M., D. Harrison-Atlas, W. B. Monahan, e C. M. Albano. 2015. [Ecologically-Relevant Maps of Landforms and Physiographic Diversity for Climate Adaptation Planning](https://doi.org/10.1371/journal.pone.0143619). PLOS ONE 10:e0143619.

Weiss, A. C. 2001. Topographic position and landforms analysis. San Diego, CA, USA.

Yamazaki, D., D. Ikeshima, J. Sosa, P. D. Bates, G. H. Allen, e T. M. Pavelsky. 2019. [MERIT Hydro: A High‐Resolution Global Hydrography Map Based on Latest Topography Dataset](https://doi.org/10.1029/2019WR024873). Water Resources Research 55:5053–5073.

Yamazaki, D., D. Ikeshima, R. Tawatari, T. Yamaguchi, F. O’Loughlin, J. C. Neal, C. C. Sampson, S. Kanae, e P. D. Bates. 2017. [A high-accuracy map of global terrain elevations: Accurate Global Terrain Elevation map](https://doi.org/10.1002/2017GL072874). Geophysical Research Letters 44:5844–5853.