

# Heterogeneidade da paisagem

A heterogeneidade da paisagem é uma métrica composta pelas médias de *Z-scores* da variedade de landforms, amplitude altitudinal, índice de áreas úmidas e 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, 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, orientação do relevo e índice de posição topográfica (TPI). Esse DEM é um produto em escala global, permitindo a replicabilidade das análises em outras regiões, e possui correções de vários viéses 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, 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 determinam os tipos 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). 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>).

Modificações foram feitas 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 Hemisfério 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.

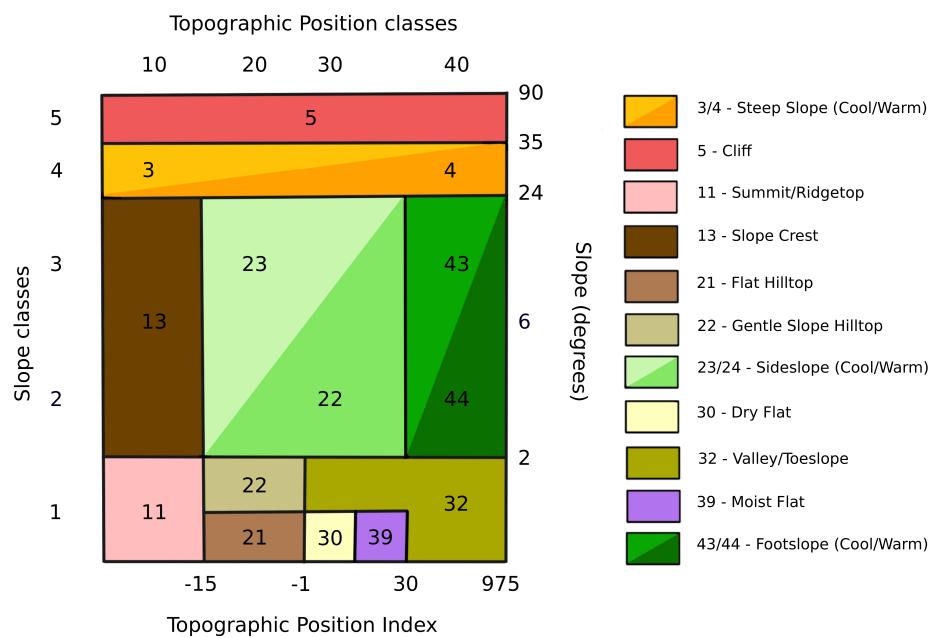


Figura 1: Classificação de *landforms* de acordo com a declividade do relevo, índice de posição topográfica, orientação do relevo, índice de umidade, rios e lagos. Baseado na classificação de Anderson et al. (2016).

\* 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 (0° a 90°).

\* 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 (0° = Norte, 90° = Leste, 180° = Sul e 270° = Oeste). Nós dividimos a orientação do relevo em dois grupos, baseados na quantidade de incidência solar, sendo células com valores entre 90° e 270° classificados como **faces frias** e valores entre 0° a 90° e 270° a 360°, 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 (*i*), divididos pelo número de células vizinhas (*n*).

$$TPI = \frac{\sum_i^n (vizinhana_i - focal)}{n}$$

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.

$$moisture.index = \frac{\log (fluxo + 1)}{(slope + 1)} \times 1000$$

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 umidade) foi transformado em classes (Tabela 1) 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 dado de água e lagos do MapBiomass. A declividade e orientação do relevo seguiram a classificação em Anderson et al. (2016), mas a orientação 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 ((fig2?)). A classe do índice de umidade foi multiplicado por 1000, orientação do relevo por 100, TPI por 10 e 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).

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

Valores da Combinação	Código para Landforms
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.

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

Códigos	Nomes
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



Figura 2: Figura 2 - Tipos de formas de relevo

#### \* 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 Geografia 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 variáveis anteriores.

### **Índice de áreas úmidas**

O índice de áreas úmidas foi calculado a partir dos dados da *Global Wetlands Database* (Gumbrecht 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 projetamos 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 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 ( $X_{clula}$ ) foi subtraída pela média da vizinhança ( $\mu$ ) e dividida pelo desvio padrão ( $\sigma$ ) da vizinhança. A média e desvio padrão foram calculados dentro de uma vizinhança circular de 200 células de raio de cada célula focal.

$$Z_{clula} = \frac{X_{clula} - \mu_{vizinhana}}{\sigma_{vizinhana}}$$

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

$$Z_{ndice\ de\ reas\ midas} = \frac{(Z_{local} \times 2) + Z_{regional}}{3}$$

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:

$$Z_{ndice\ de\ reas\ midas} = \frac{(Z_{local} \times 2) + Z_{regional} + Z_{quantidade}}{4}$$

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*.

$$Z_{heterogeneidade\ da\ paisagem} = \frac{(Z_{variedade\ de\ landforms} \times 2) + Z_{amplitude\ altitudinal}}{3}$$

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.

$$Z_{heterogeneidade\ da\ paisagem} = \frac{Z_{variedade\ de\ landforms} + Z_{amplitude\ altitudinal} + (Z_{ndice\ de\ reas\ midas} \times 2)}{4}$$

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

$$Z_{heterogeneidade\ da\ paisagem} = \frac{Z_{variedade\ de\ landforms} + (Z_{ndice\ de\ reas\ midas} \times 2)}{3}$$

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*.

$$Z_{heterogeneidade\ da\ paisagem} = \frac{(Z_{variedade\ de\ landforms} \times 2) + Z_{amplitude\ altitudinal} + Z_{ndice\ de\ reas\ midas} + Z_{diversidade\ de\ solos}}{5}$$

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

$$Z_{heterogeneidade\ da\ paisagem} = \frac{(Z_{variedade\ de\ landforms} \times 2) + Z_{amplitude\ altitudinal} + Z_{diversidade\ de\ solos}}{4}$$

Onde a amplitude altitudinal não foi importante:

$$Z_{heterogeneidade\ da\ paisagem} = \frac{(Z_{variedade\ de\ landforms} \times 2) + Z_{ndice\ de\ reas\ midas} + Z_{diversidade\ de\ solos}}{4}$$

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

$$Z_{heterogeneidade\ da\ paisagem} = \frac{(Z_{variedade\ de\ landforms} \times 2) + Z_{diversidade\ de\ solos}}{3}$$

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](#). 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](#). Conservation Biology 28:959–970.

Anderson, M. G., M. Clark, e A. O. Sheldon. 2016. [Resilient Sites for Terrestrial Conservation in Eastern North America](#). Conservation Biology 28:959–970.

Dobrowski, S. Z. 2011. [A climatic basis for microrefugia: The influence of terrain on climate](#). 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](#). 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](#).
- MapBiomass Project. 2020. [Collection 7 of the Annual Series of Land Use and Land Cover Maps of Brazil](#).
- 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](#). 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](#). 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](#). Geophysical Research Letters 44:5844–5853.