

# Caracterização espectral da cobertura do solo do Parque Estadual do Cocó a partir de imagens CBERS-4A

Mauricio Alejandro Perea-Ardila<sup>1</sup>

mauricio.perea@alu.ufc.br

<sup>1</sup> Programa de Pós-Graduação em Geografia (PPGGeo) Universidade Federal do Ceará, 60440-554, Fortaleza, Brasil

DOI: 10.17013/risti.59.83-97

**Resumo:** Os parques urbanos são essenciais para a biodiversidade e o bem-estar humano. O Parque Estadual do Cocó (PEC), em Fortaleza, Brasil, sofre alta pressão antropogênica, exigindo monitoramento contínuo. Este estudo caracterizou espectralmente suas coberturas com imagens do sensor WPM do satélite CBERS-4A, usando uma cena de 24 de julho de 2024. Foram analisadas assinaturas espectrais das principais classes, com base na classificação do MapBiomas, e calculados os índices NDVI, SAVI e EVI para avaliar a vegetação. Os resultados mostraram que o sensor WPM discrimina eficazmente as coberturas, com assinaturas distintas para manguezais, restingas, água e áreas urbanas. O manguezal domina (50,78%), seguido pela restinga herbácea (27,24%) e áreas urbanizadas (10,78%), evidenciando pressão periférica. O EVI superou o NDVI em sensibilidade em áreas de alta biomassa, evitando a saturação. As imagens CBERS-4A provaram ser ferramentas eficazes e econômicas para monitorar ecossistemas urbanos complexos, fornecendo dados essenciais para a conservação e gestão sustentável do PEC.

**Palavras-chave:** Assinatura espectral; Índices de vegetação; Monitoramento ambiental.

## *Spectral characterization of land cover in Cocó State Park using CBERS-4A images*

**Abstract:** Urban parks are essential for biodiversity and human well-being. The Cocó State Park (PEC) in Fortaleza, Brazil, faces significant anthropogenic pressure, necessitating continuous monitoring. This study spectrally characterized land cover using WPM sensor imagery from the CBERS-4A satellite, based on a scene from July 24, 2024. Spectral signatures of major land cover classes were analyzed, supported by MapBiomas classification, and vegetation indices (NDVI, SAVI, and EVI) were computed to assess vegetation condition. Results demonstrated that the WPM sensor effectively discriminates land cover types, with distinct spectral signatures for mangroves, restinga, water bodies, and urban areas. Mangroves dominate the park (50.78%), followed by herbaceous restinga (27.24%) and urbanized areas (10.78%), highlighting substantial peripheral pressure. EVI outperformed NDVI

in sensitivity to structural variations in high-biomass zones, avoiding saturation. CBERS-4A imagery proves to be a cost-effective and reliable tool for monitoring complex urban ecosystems, providing critical data for informed decision-making in the sustainable conservation and management of the PEC.

**Keywords:** Spectral signature; Vegetation indices; Environmental monitoring.

## 1. Introdução

Os parques urbanos e as áreas protegidas desempenham um papel crucial na conservação da biodiversidade, na prestação de serviços ecossistêmicos e na promoção do bem-estar humano em ambientes urbanos. No contexto de cidades em rápido crescimento, como Fortaleza, no Brasil, esses espaços verdes representam oásis de biodiversidade que mitigam os impactos da urbanização, como a perda de habitats e a degradação ambiental (Chiesura, 2004). O monitoramento constante e preciso da cobertura do solo em ambientes urbanos é essencial para o gerenciamento eficaz dos recursos naturais e a detecção oportuna de mudanças na paisagem. A dinâmica da cobertura do solo tem implicações significativas na sustentabilidade ambiental, no planejamento urbano e na conservação dos ecossistemas. De acordo com Hansen et al., (2013), as mudanças no uso do solo, como o desmatamento e a urbanização, aceleraram a perda de biodiversidade e alteraram os ciclos hidrológicos, o que ressalta a necessidade de ferramentas de monitoramento precisas para avaliar essas transformações em escala global e local.

Nesse contexto, a implementação de tecnologias avançadas, como a teledeteção, transformou a capacidade de monitoramento, permitindo uma avaliação mais detalhada das mudanças na paisagem (Robinson et al., 2022; Zhu et al., 2015). A teledeteção consolidou-se como uma ferramenta fundamental para o monitoramento de grandes áreas, oferecendo uma solução eficiente, de baixo custo e com alta capacidade de cobertura espacial e temporal para a observação da superfície terrestre (Bairwa et al., 2025). O satélite CBERS-4A, parte do Programa Sino-Brasileiro de Recursos Terrestres (CBERS), representa um avanço significativo na teledeteção moderna, graças à sua combinação de resolução espacial, temporal e espectral (Vieira et al., 2025). O estudo espectral da cobertura do solo é fundamental para compreender a dinâmica ambiental, avaliar a saúde dos ecossistemas e monitorar mudanças na vegetação (Sharma et al., 2019). Através da análise das assinaturas espectrais captadas pelos sensores, é possível identificar mudanças na cobertura vegetal, detectar o desmatamento, avaliar o impacto das atividades antropogênicas e monitorar a recuperação de áreas degradadas (Kumar et al., 2021).

No caso do Parque do Cocó (PEC), uma área de grande relevância ecológica dentro de um ambiente urbano em expansão, o uso da teledeteção fornece ferramentas essenciais para a tomada de decisões em matéria de conservação da biodiversidade, planejamento urbano sustentável e mitigação das pressões ambientais, contribuindo assim para a preservação de um dos últimos remanescentes de vegetação natural na região metropolitana de Fortaleza (Farias et al., 2018). A gestão eficiente desses ecossistemas requer informações essenciais que permitam monitorar de forma precisa e contínua a cobertura do solo, especialmente em áreas onde a pressão antropogênica ameaça a integridade ecológica.

O objetivo deste estudo é caracterizar as principais classes de cobertura do solo do PEC utilizando imagens do sensor WPM do satélite CBERS-4A. Através da análise de assinaturas espectrais e índices de vegetação, busca-se gerar informações espaciais atualizadas que apoiem a conservação do parque, facilitem a tomada de decisões no planejamento urbano e contribuam para o monitoramento dos ecossistemas naturais em um ambiente urbano em constante transformação.

## 2. Área do estudo

O PEC, localizado em Fortaleza, Ceará, Brasil, representa uma das maiores áreas verdes urbanas protegidas do norte e nordeste do país, com uma extensão de aproximadamente 1080,73 hectares (trecho 1) e está localizado entre as coordenadas geográficas  $3^{\circ} 44' 37,44''$  e  $3^{\circ} 47' 15,41''$  S e  $38^{\circ} 30' 45,96''$  e  $38^{\circ} 25' 52,36''$  W (Perea-Ardila & Muñoz, 2024). O clima predominante na região é tropical semiárido, com temperaturas médias mensais que oscilam entre  $24^{\circ}\text{C}$  e  $30^{\circ}\text{C}$  e uma precipitação média anual próxima a 1300 mm, concentrada principalmente entre os meses de fevereiro e maio (Price et al., 2024). De acordo com a classificação climática de Köppen-Geiger, está dentro da unidade climática “Aw” (Pasquini, 2020). Este regime climático influencia diretamente a dinâmica ecológica do parque, que abriga ecossistemas como manguezais, dunas, restingas e mata de tabuleiros (Sales & De Araújo, 2023).

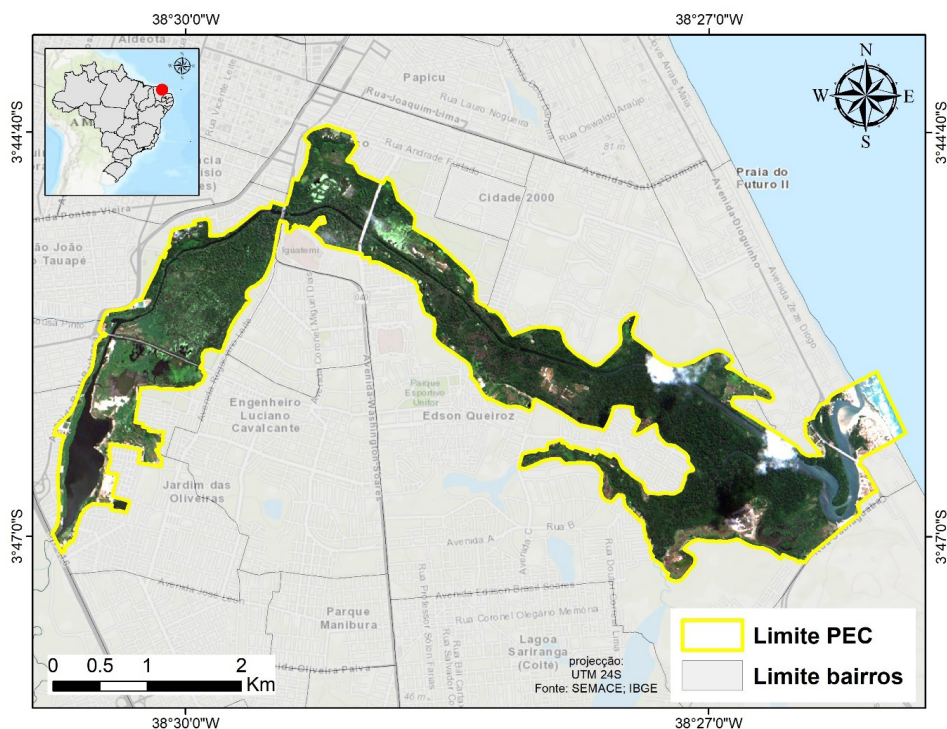


Figura 1 – Localização do Parque Estadual do Cocó-PEC.

2.1. Satélite e bandas espectrais utilizadas

O satélite CBERS-4A (China-Brazil Earth Resources Satellite-4A) é uma missão conjunta entre o Brasil e a China projetada para a observação da Terra e o monitoramento de recursos naturais. Lançado em dezembro de 2019, ele incorpora sensores avançados que melhoram significativamente a qualidade e a resolução das imagens. Um de seus principais instrumentos é o sensor WPM (Wide Field Imager), que oferece ampla cobertura com resolução espacial de 8 metros e revisita o mesmo ponto em 31 dias, ideal para o monitoramento regional da cobertura do solo, uso do território e mudanças ambientais (Tabela 1). Além disso, conta com bandas espectrais no visível e no infravermelho próximo, o que permite a diferenciação eficaz de tipos de vegetação, áreas urbanas, corpos d’água e zonas degradadas. A imagem utilizada neste estudo foi da data de 24/07/2024, pois estava livre de nuvens em mais de 95% da cena.

| Sensor | Bandas espectrais | Resolução espectral | Resolução espacial |
|--------|-------------------|---------------------|--------------------|
| WPM    | Pancromática (0)  | 0,45 – 0,90 μm      | 2 m                |
|        | Azul (1)          | 0,45 – 0,52 μm      | 8 m                |
|        | Verde (2)         | 0,52 – 0,59 μm      |                    |
|        | Vermelho (3)      | 0,63 – 0,69 μm      |                    |
|        | NIR (4)           | 0,77 – 0,89 μm      |                    |

Tabela 1 – Características do satélite CBERS-4A.

2.2. Processamento de imagens

Foi realizado um processo de ajuste radiométrico para as bandas espectrais do CBERS-4A, a fim de garantir a precisão e a consistência dos valores de refletância registrados, corrigindo as distorções causadas por fatores como iluminação variável, atmosfera e características próprias do sensor (Polidorio et al., 2005). Para tal, foi necessário converter os valores dos números digitais (ND) das bandas espectrais em radiação TOA (Equação 1), utilizando os parâmetros estabelecidos por (Pinto et al., 2016; Ponzoni et al., 2005).

$$L_{\lambda} = G_n \times DN_n + offset \tag{1}$$

Onde:  $L_{\lambda}$ = radiação espectral aparente expressa em (W/(m2” sr” μm));

G= coeficiente de ganho na banda n

ND= número digital extraído da imagem na banda n (n=1,2,3,4).

Além disso, para determinar o valor da refletância TOA das bandas espectrais, foi necessário usar a equação 2, com o objetivo de transformar os valores de radiação em uma medida padronizada de refletância planetária, que permite comparar diferentes

coberturas do solo independentemente das condições atmosféricas, da geometria solar ou das características do sensor. Foram utilizados os parâmetros estabelecidos por (Pinto et al., 2016).

$$P_{\lambda} = \frac{\pi \cdot L_{\lambda} \cdot d^2}{ESUN \cdot \cos(\theta_{sz})} \quad (2)$$

Onde:  $P_{\lambda}$  = é a refletância planetária TOA (sem unidades);

$L_{\lambda}$  = é a radiação espectral na banda  $n$ ;

$d$  = é a distância Terra-Sol (unidades astronômicas);

$ESUN$  = é a irradiância solar exoatmosférica média

$\theta_{sz}$  = é o ângulo cenital solar (graus ou radianos).

Além disso, foi realizada a correção atmosférica das bandas utilizando parâmetros extraídos da própria imagem, através do método DOS (Dark Object Subtraction) proposto por Chávez, (1996) implementado no QGIS através do módulo Semi-Automatic Classification Plugin (SCP) (Congedo, 2021). O objetivo foi minimizar os efeitos da atmosfera e obter valores de refletância mais próximos dos reais da superfície terrestre.

### 2.3. Caracterização espectral

Foi baixada uma camada de coberturas e uso do solo do MapBiomass do ano de 2023, que foi recortada até o limite do PEC. Isso foi feito com o objetivo de conhecer a distribuição das coberturas e analisar os padrões de ocupação territorial, identificando áreas naturais, agrícolas, urbanas e corpos d'água dentro do perímetro do projeto. A Coleção 9 do MapBiomass fornece dados anuais de 1985 a 2023, com mais de 30 classes temáticas que permitem uma avaliação detalhada das mudanças na paisagem brasileira (MapBiomass, 2024). Foram criados 50 pontos aleatórios por cobertura, totalizando 500 pontos de controle que serviram para extrair os valores de TOA e realizar uma assinatura espectral das coberturas.

Para caracterizar o vigor, cobertura e estrutura da vegetação, foram determinados três índices de vegetação (NDVI, SAVI e EVI) utilizando imagens multiespectrais do satélite CBERS-4A. Os valores médios, mínimos e máximos desses índices foram analisados para identificar padrões. O NDVI é comum para estimar biomassa, mas satura em áreas densas. O SAVI corrige a influência do solo, sendo mais eficaz em regiões com vegetação escassa. O EVI (Enhanced Vegetation Index) oferece a maior sensibilidade em áreas de alta densidade e corrige interferências atmosféricas pela banda azul (Leivas et al., 2022). O cálculo e as estatísticas descritivas (Tabela 2) permitem uma análise detalhada das condições da vegetação na área de estudo.

| Índice de vegetação                                 | Formula                                                       | Fonte                   |
|-----------------------------------------------------|---------------------------------------------------------------|-------------------------|
| Índice de vegetação de diferença normalizada (NDVI) | $NDVI = \frac{NIR - Vermelho}{NIR + Vermelho}$                | (Rouse et al., 1974)    |
| Índice de vegetação ajustado ao solo (SAVI)         | $SAVI = \frac{NIR - Vermelho}{NIR + Vermelho + L} * 1$        | (A. R. Huete, 1988)     |
| Índice de Vegetação Melhorado (EVI)                 | $EVI = 2.5 \frac{NIR - Vermelho}{NIR + (2.4 * Vermelho) + 1}$ | (A. Huete et al., 2002) |

Tabela 2 – Índices de vegetação determinados para o PEC.

3. Resultados

A cor vermelha intensa representou vegetação saudável e densa. No contexto do rio Cocó, essas áreas correspondem principalmente às florestas de manguezais e à vegetação ribeirinha. A intensidade do vermelho é diretamente proporcional à atividade fotossintética e à biomassa; portanto, as áreas com um vermelho mais brilhante indicam um ecossistema vegetal mais vigoroso e exuberante (Figura 2).

Os tons em preto/azul escuro representam corpos de água profundos e/ou limpos. Correspondem ao canal principal do rio Cocó e às lagoas associadas. A água absorve fortemente a radiação infravermelha próxima, pelo que aparece escura nesta composição. Os tons ciano/azul claro pode indicar dois fenômenos principais: água com alta carga de sedimentos ou turbidez ou águas muito rasas ou bancos de areia/lama úmida (planícies de maré). Na imagem, essa tonalidade é proeminente perto da foz do rio (extremo direito, em direção à Praia do Futuro), o que sugere fortemente que se trata de planícies de maré e águas turvas onde o rio interage com o oceano.

Os tons em branco/cinza/roxo claro representam superfícies com alta refletividade no espectro visível, como áreas urbanizadas (edifícios, ruas, asfalto) e solo exposto ou areia seca. A trama quadriculada que circunda o parque, com essas cores, confirma que se trata de setores da cidade de Fortaleza. Qualquer mancha dessa cor dentro do limite amarelo do parque pode indicar infraestrutura, estradas ou áreas degradadas.

O PEC revelou um ecossistema dominado por formações vegetais nativas. A classe Mangue é a mais representativa, abrangendo 50,78% (540,54 ha) da superfície total, com uma distribuição espacial concentrada ao longo do curso principal do rio, formando o núcleo ecológico do parque (Figura 3). A segunda classe mais extensa é a Restinga Herbácea, que corresponde a 27,24% da área e geralmente margeia as zonas de manguezais. Uma

descoberta significativa é a proporção considerável de Área Urbanizada, que ocupa 10,78% da área delimitada e está localizada principalmente na periferia do parque, o que evidencia a forte pressão urbana nos limites da unidade de conservação.

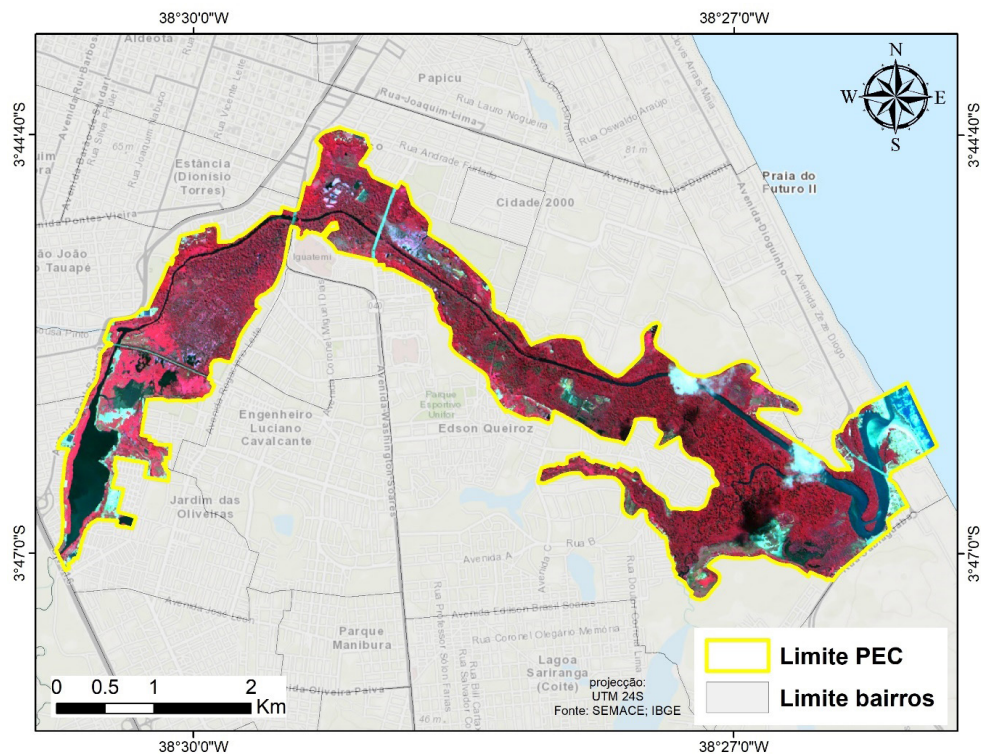


Figura 2 – Imagem CBERS-4A composta em falsa cor do PEC.

O gráfico de assinaturas espectrais ilustra o comportamento da reflectância média para cada classe de cobertura do solo nas quatro bandas espectrais do sensor (Figura 4). A análise das curvas permite confirmar a separabilidade entre as classes e compreender sua resposta biofísica. As classes de vegetação de Mangue, Restinga Herbácea, Formação Savânica e Pastagem exibem a assinatura característica da vegetação saudável. Elas apresentam uma absorção de energia notável na banda do Vermelho (B3), seguida por um aumento acentuado da reflectância na banda do Infravermelho Próximo (NIR, B4), resultado da estrutura celular das folhas. A Restinga Herbácea e a Pastagem demonstram os maiores valores de reflectância no NIR, indicando um alto vigor vegetativo.

As análises espectrais revelaram assinaturas distintas para as diferentes classes de cobertura do solo. A classe Rio, Lago e Oceano apresentou um comportamento típico de corpos d'água, com a reflectância diminuindo progressivamente do azul para o infravermelho devido à alta absorção de energia. Em contraste, superfícies com

pouca ou nenhuma vegetação, como Área Urbanizada, Apicum e Praia, Duna e Areal, mostraram um aumento gradual da reflectância do visível para o infravermelho, sem o “salto” abrupto da vegetação. A classe Praia, Duna e Areal destacou-se com a reflectância mais elevada em todas as bandas, consistente com a resposta da areia. A sobreposição parcial entre Área Urbanizada e Formação Savânica nas bandas visíveis sugere um potencial dificuldade de separação em áreas de baixa densidade. No geral, a distinção das assinaturas espectrais valida a capacidade do sensor em discriminar as principais coberturas.

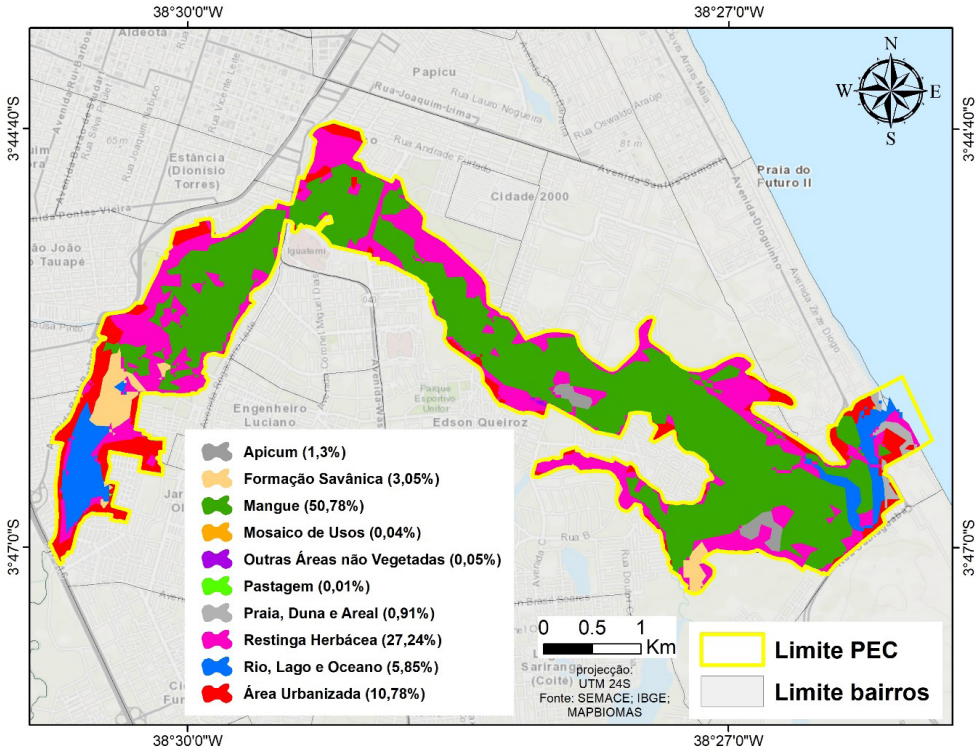


Figura 3 – Cobertura e uso do solo do PEC.

A análise estatística dos índices de vegetação (Tabela 3) fornece uma avaliação quantitativa da resposta espectral de cada classe de cobertura do solo. Os resultados demonstram uma clara diferenciação entre as classes com base na densidade e no vigor da vegetação. Conforme esperado, as classes de vegetação densa apresentaram os maiores valores médios. O Mangue se destacou com o valor médio mais alto de NDVI (0,654), seguido pela Restinga Herbácea (0,579) e pelo Mosaico de Usos (0,589), o que reflete a alta atividade fotossintética e biomassa dessas coberturas.

A classe Rio, Lago e Oceano apresentou os menores valores médios para os índices de vegetação, incluindo mínimos negativos de NDVI (-0,232) e EVI (-0,045), comportamento

típico de corpos d’água. Outras classes com pouca vegetação, como Apicum, Praia, Duna e Areal e Pastagem, também exibiram valores médios consistentemente baixos. A dispersão dos dados revela diferenças importantes: classes heterogêneas como Área Urbanizada e Mosaico de Usos mostram uma ampla faixa de valores, refletindo a mistura de alvos (vegetação, solo, construções). Por outro lado, o Mangue possui uma faixa de valores mais concentrada em níveis altos, indicando uma cobertura vegetal mais homogênea e densa

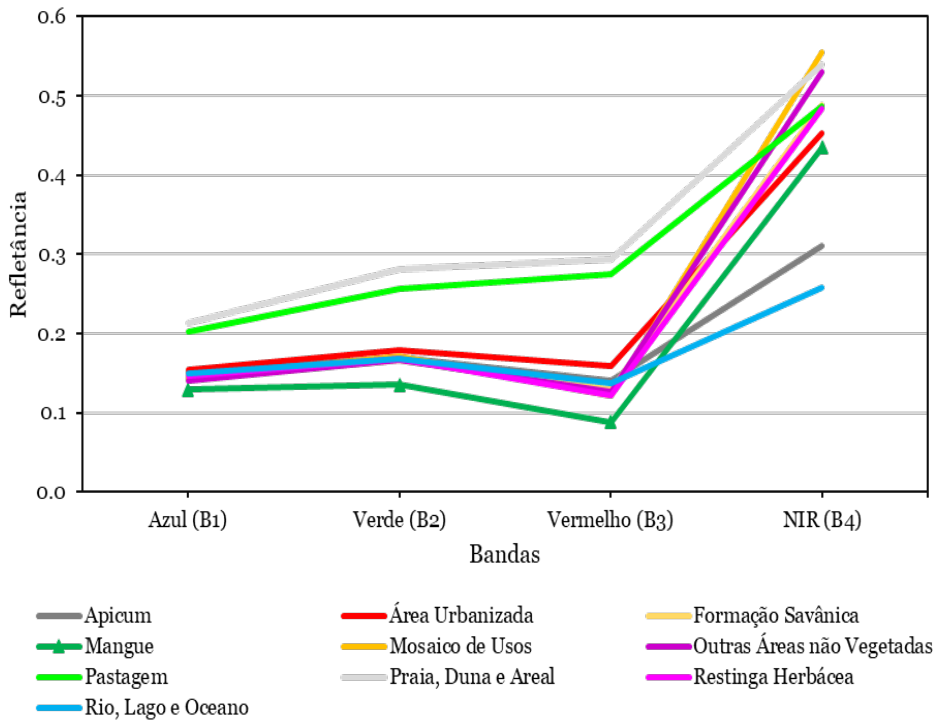


Figura 4 – Assinaturas espectrais médias dos uso e coberturas identificadas do PEC.

| Cobertura                  | NDVI  |       |       | SAVI  |       |       | EVI   |       |       |
|----------------------------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
|                            | Min   | Max   | Media | Min   | Max   | Media | Min   | Max   | Media |
| Apicum                     | 0.128 | 0.624 | 0.379 | 0.071 | 0.461 | 0.265 | 0.023 | 0.420 | 0.180 |
| Área Urbanizada            | 0.115 | 0.720 | 0.456 | 0.049 | 0.625 | 0.381 | 0.016 | 0.634 | 0.373 |
| Formação Savânica          | 0.214 | 0.811 | 0.540 | 0.108 | 0.800 | 0.452 | 0.043 | 1.111 | 0.458 |
| Mangue                     | 0.401 | 0.759 | 0.654 | 0.221 | 0.618 | 0.500 | 0.077 | 0.507 | 0.353 |
| Mosaico de Usos            | 0.027 | 0.786 | 0.589 | 0.015 | 0.753 | 0.523 | 0.007 | 0.946 | 0.553 |
| Outras Áreas não Vegetadas | 0.420 | 0.719 | 0.616 | 0.372 | 0.639 | 0.522 | 0.290 | 0.690 | 0.496 |

| Cobertura           | NDVI   |       |       | SAVI   |       |       | EVI    |       |       |
|---------------------|--------|-------|-------|--------|-------|-------|--------|-------|-------|
|                     | Min    | Max   | Media | Min    | Max   | Media | Min    | Max   | Media |
| Pastagem            | 0.203  | 0.388 | 0.277 | 0.179  | 0.343 | 0.251 | 0.231  | 0.443 | 0.335 |
| Praia, Duna e Areal | 0.158  | 0.592 | 0.309 | 0.151  | 0.522 | 0.283 | 0.231  | 0.663 | 0.410 |
| Restinga Herbácea   | 0.219  | 0.788 | 0.579 | 0.174  | 0.757 | 0.476 | 0.079  | 0.966 | 0.415 |
| Rio, Lago e Oceano  | -0.232 | 0.810 | 0.172 | -0.118 | 0.802 | 0.143 | -0.045 | 1.149 | 0.170 |

Tabela 3 – Estatísticas dos índices de vegetação por classe de cobertura do PEC.

A Figura 5 ilustra a distribuição espacial dos índices de vegetação (NDVI, SAVI e EVI) no Parque Estadual do Cocó (PEC), mostrando uma alta coerência espacial. Áreas de vegetação densa (manguezais e restingas) são consistentemente representadas com valores elevados (tons verdes), enquanto superfícies de água, solo e áreas urbanizadas têm valores baixos (tons laranja/vermelho). Comparativamente, o mapa NDVI exibe o maior contraste e mais zonas de verde intenso, sugerindo saturação em copas mais densas. O SAVI, projetado para mitigar a influência do solo, segue um padrão similar ao NDVI, mas com uma atenuação geral dos valores.

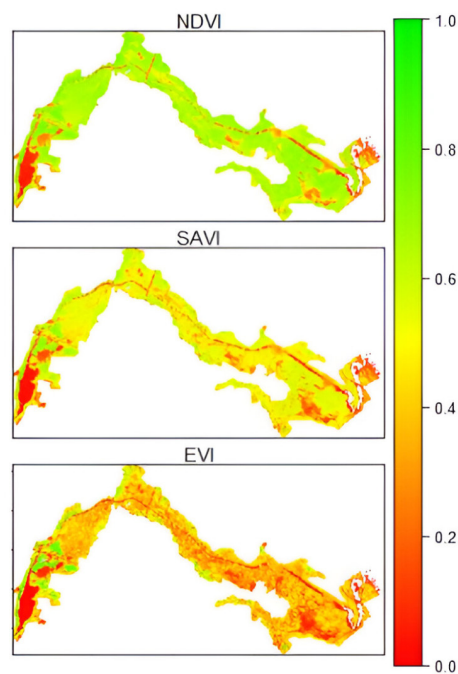


Figura 5 – Caracterização dos índices de vegetação do PEC.

Notavelmente, o mapa EVI revela uma maior textura e variabilidade dentro das massas florestais. Ao contrário do NDVI, o EVI parece ser mais sensível às variações estruturais do dossel, mostrando uma menor saturação em áreas de alta biomassa. Esta característica permite diferenciar com maior detalhe a heterogeneidade interna da vegetação densa. Em conjunto, a representação espacial dos índices confirma sua eficácia para mapear a vegetação e destaca a capacidade do EVI de fornecer uma visão mais matizada da estrutura do dossel em ecossistemas complexos como o manguezal.

#### 4. Discussão

Os resultados confirmam a utilidade da teledeteção multiespectral e do satélite CBERS-4A como ferramenta eficaz para distinguir tipos de cobertura do solo em ambientes urbanos complexos como o PEC. A capacidade do CBERS-4A, via seu sensor WPM e bandas visíveis/infravermelho próximo, de capturar assinaturas espectrais diferenciadas entre vegetação, corpos d'água e áreas urbanizadas demonstra seu potencial para monitoramento ambiental (Dias dos Santos et al., 2023; Vieira et al., 2025). Sua aplicação valida-se em contextos de conservação, planejamento urbano e avaliação de impactos (Choi et al., 2011). Por outro lado, uma resolução temporária de 31 dias, como a oferecida pelo sensor WPM do satélite CBERS-4A, pode ser um obstáculo significativo para o monitoramento de mudanças rápidas, pois eventos importantes podem ocorrer e desaparecer completamente no intervalo entre duas aquisições de imagens. Por exemplo, incêndios florestais que ocorrem no PEC podem acontecer em questão de dias ou semanas (Perea-Ardila et al., 2023).

Os índices NDVI, SAVI e EVI distinguem bem as coberturas; contudo, o NDVI satura em vegetação densa. O EVI se destaca, mostrando maior sensibilidade estrutural do dossel e precisão em ecossistemas complexos (A. Huete et al., 2002), sendo recomendado em áreas de alta biomassa. Os tipos de água (rio, lago e oceano) apresentaram assinaturas espectrais típicas, validando o uso do NDWI para identificação (Yang et al., 2017). Zonas de transição, como planícies de maré, requerem a combinação de múltiplos índices para caracterização precisa. A presença de 10,78% de infraestrutura urbana dentro do parque evidencia uma pressão antropogênica significativa. Essa fragmentação da paisagem urbana pode comprometer a conectividade e resiliência dos ecossistemas (Seto et al., 2012). Pesquisas destacam que a expansão urbana descontrolada é chave na perda de biodiversidade, recomendando a integração da biodiversidade como eixo central no planejamento urbano (Elmqvist et al., 2021).

#### 5. Conclusões

O estudo confirma que o satélite CBERS-4A é uma ferramenta eficaz para mapear e monitorar coberturas em ecossistemas urbanos complexos. As assinaturas espectrais e índices de vegetação permitiram uma clara discriminação, sendo o índice EVI mais sensível que o NDVI para caracterizar o vigor da vegetação densa.

Os resultados revelam que o manguezal é o ecossistema predominante, cobrindo 50,78% da área e consolidando-se como o núcleo ecológico. Críticamente, a análise também quantificou a forte pressão antropogênica, com 10,78% de área urbanizada detectada

dentro do perímetro do parque. Em termos práticos, a pesquisa fornece uma base de dados espaciais atualizada, essencial para a gestão ambiental do PEC e o planejamento urbano de Fortaleza. O mapeamento preciso da pressão urbana e dos ecossistemas nativos oferece insumos diretos para que gestores públicos formulem políticas de conservação mais eficazes, fiscalizem os limites e promovam um desenvolvimento sustentável. A pesquisa sugere a expansão para um sistema de monitoramento contínuo com imagens CBERS-4A para gestão adaptativa futura. Outros estudos podem explorar séries temporais de imagens multiespectrais de diferentes sensores (como Sentinel-2 e Landsat) para avaliar a dinâmica espaço-temporal da cobertura do solo no PEC, ampliando a compreensão sobre processos de degradação e regeneração da vegetação. Além disso, a integração de dados hiperespectrais, LiDAR e drones poderia fornecer informações mais detalhadas sobre a estrutura do dossel e a conectividade dos ecossistemas. Estudos também podem incluir a modelagem preditiva dos impactos das mudanças climáticas e da expansão urbana sobre a biodiversidade local, fortalecendo estratégias de conservação e gestão adaptativa do parque.

## Referências

- Bairwa, B., Sharma, R., Kundu, A., Sammen, S. S., Alshehri, F., Pande, C. B., Orban, Z., & Salem, A. (2025). Predicting changes in land use and land cover using remote sensing and land change modeler. *Frontiers in Environmental Science*, 13, 1–17. <https://doi.org/10.3389/fenvs.2025.1540140>
- Chávez, P. S. J. (1996). Image-based atmospheric corrections - revisited and improved. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 62(9), 1025–1036. <https://doi.org/10.1112/96/6209-1025>
- Chiesura, A. (2004). The role of urban parks for the sustainable city. *Landscape and Urban Planning*, 68(1), 129–138. <https://doi.org/10.1016/j.landurbplan.2003.08.003>
- Choi, J., Khanal, S., & Ambinakudige, S. (2011). Análise Comparativa do CBERS-2 e Imagens de Satélite Landsat-TM em Cartografia da Vegetação. *Revista Brasileira de Cartografia*, 63(1), 115–122. <https://doi.org/10.14393/rbcv63n1-43723>
- Congedo, L. (2021). Semi-Automatic Classification Plugin: A Python tool for the download and processing of remote sensing images in QGIS. *Journal of Open Source Software*, 6(64), 3172. <https://doi.org/10.21105/joss.03172>
- Dias dos Santos, B., Neves de Azevedo, M., Bernardino Kanzato, L.A., Duque de Pinho, C. M., Paez, A., & Amaral, S. (2023). Cbers-4A Imagery for Mapping Urban Land Cover in the Amazon. In XX Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto (pp. 2169–2172). <https://proceedings.science/p/164620?lang=pt-br>
- Elmqvist, T., Andersson, E., McPhearson, T., Bai, X., Bettencourt, L., Brondizio, E., Colding, J., Daily, G., Folke, C., Grimm, N., Haase, D., Ospina, D., Parnell, S., Polasky, S., Seto, K. C., & Van Der Leeuw, S. (2021). Urbanization in and for the Anthropocene. *Npj Urban Sustainability*, 1(1), 6. <https://doi.org/10.1038/s42949-021-00018-w>

- Farias, I. F., Silva, C. R. M. da, Lima, D. S. V. R., Oliveira, L. V. C., & Fontenele, R. E. S. (2018). Valoração Ambiental do Parque Ecológico do Rio Cocó. *Desenvolvimento Em Questão*, 16(45), 191–213. <https://doi.org/10.21527/2237-6453.2018.45.191-213>
- Hansen, M. C., Potapov, P. V., Moore, R., Hancher, M., Turubanova, S. A., Tyukavina, A., Thau, D., Stehman, S. V., Goetz, S. J., Loveland, T. R., Kommareddy, A., Egorov, A., Chini, L., Justice, C. O., & Townshend, J. R. G. (2013). High-Resolution Global Maps of 21st-Century Forest Cover Change. *Science*, 342(6160), 850–853. <https://doi.org/10.1126/science.1244693>
- Huete, A., Didan, K., Miura, T., Rodriguez, E., Gao, X., & Ferreira, L. (2002). Overview of the radiometric and biophysical performance of the MODIS vegetation indices. *Remote Sensing of Environment*, 83(1–2), 195–213. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(02\)00096-2](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(02)00096-2)
- Huete, A. R. (1988). Soil-adjusted vegetation index (SAVI). *Remote Sensing of Environment*, 25, 295–309. [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(88\)90106-X](https://doi.org/10.1016/0034-4257(88)90106-X)
- Kumar, S., Shwetank, S., & Jain, K. (2021). Development of spectral signature of land cover and feature extraction using artificial neural network model. 2021. In International Conference on Computing, Communication, and Intelligent Systems, (pp. 113–118). <https://doi.org/10.1109/ICCCIS51004.2021.9397172>
- Leivas, J. L., Teixeira, A. H. C., Takemura, C. M., & Garçon, E. A. (2022). Análise da dinâmica temporal de índices de vegetação NDVI, EVI, SAVI e IRECI através de imagens Sentinel-2a e MODIS. In J. O. F. Melo (Ed.), *Ciências Agrárias: o avanço da ciência no Brasil* (Vol. 4, pp. 332–343). Editora Científica Digital. <https://doi.org/10.37885/220709585>
- MapBiomass. (2024). *MapBiomass General “Handbook”: Algorithm Theoretical Basis Document (ATBD) Collection 9*. MapBiomass. <https://brasil.mapbiomas.org/wp-content/uploads/sites/4/2025/02/ATBD-Collection-9-versao2-v2.pdf>
- Pasquini, B. (2020). Plano de manejo do Parque Estadual do Cocó. Arcadis. [https://www.sema.ce.gov.br/wp-content/uploads/sites/36/2021/03/PMPC\\_01.pdf](https://www.sema.ce.gov.br/wp-content/uploads/sites/36/2021/03/PMPC_01.pdf)
- Perea-Ardila, M. A., & Muñoz, S. I. (2024). Caracterização de uma nova queimada utilizando sensoriamento remoto do Parque Estadual do Cocó, Região Metropolitana de Fortaleza/CE, Brasil. *Journal of Hyperspectral Remote Sensing*, 14(1), 858–869. <https://doi.org/10.29150/jhrs.v14i1.261692>
- Perea-Ardila, M. A., Muñoz, S. I., & Sopchaki, C. H. (2023). Análise de áreas queimadas utilizando imagens Sentinel-2 no Parque Estadual do Cocó, Região Metropolitana de Fortaleza (Ceará). *Revista Brasileira de Sensoriamento Remoto*, 4(3), 67–83. <https://doi.org/10.5281/zenodo.10440566>
- Pinto, C., Ponzoni, F., Castro, R., Leigh, L., Mishra, N., Aaron, D., & Helder, D. (2016). First in-Flight Radiometric Calibration of MUX and WFI on-Board CBERS-4. *Remote Sensing*, 8(5), 405. <https://doi.org/10.3390/rs8050405>

- Polidorio, A., Clélia, F., Imai, N., Tommaselli, A., & Galo, M. de L. (2005). Correção radiométrica de imagens multiespectrais CBERS e Landsat ETM usando atributos de reflectância e de cor. In XII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto (pp. 4241–4248). <http://marte.sid.inpe.br/col/ltid.inpe.br/sbsr/2004/11.19.19.46/doc/thisInformationItemHomePage.html>
- Ponzone, F. J., Junior, J., & Lamparelli, R. A. (2005). Calibração absoluta da câmera CCD/CBERS-2. In XII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto (pp. 1067–1074). <http://marte.dpi.inpe.br/col/ltid.inpe.br/sbsr/2004/11.09.15.05/doc/1067.pdf>
- Price, J., Forstnerhäusler, N., Graham, E., Osborn, T. J., & Warren, R. (2024). Report on the observed climate, projected climate, and projected biodiversity changes for Parque Estadual Do Cocó under differing levels of warming. Centre for Climate Change Research. <https://wallaceparcs.uea.ac.uk/Brazil/Tembe.pdf>
- Robinson, J. M., Harrison, P. A., Mavoa, S., & Breed, M. F. (2022). Existing and emerging uses of drones in restoration ecology. *Methods in Ecology and Evolution*, 13(9), 1899–1911. <https://doi.org/10.1111/2041-210X.13912>
- Rouse, J. W., Haas, D. W., Deering, J. A., Schell, J. A., & Harlan, J. C. (1974). Monitoring the vernal advancement and retrogradation (green wave effect) of natural vegetation. NASA. <https://ntrs.nasa.gov/citations/19740022555>
- Sales, F. R., & De Araújo, R. C. P. (2023). Mudanças Temporais de Uso e Cobertura da Terra na Foz do Rio Cocó, Fortaleza-Ceará. *Ciência & Trópico*, 47(2), 239–258. [https://doi.org/10.33148/cetropv47n2\(2023\)art12](https://doi.org/10.33148/cetropv47n2(2023)art12)
- Seto, K. C., Güneralp, B., & Hutyrá, L. R. (2012). Global forecasts of urban expansion to 2030 and direct impacts on biodiversity and carbon pools. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 109(40), 16083–16088. <https://doi.org/10.1073/pnas.1211658109>
- Sharma, R. C., Nguyen, H. T., Gharechelou, S., Bai, X., Nguyen, L. V., & Tateishi, R. (2019). Spectral Features for the Detection of Land Cover Changes. *Journal of Geoscience and Environment Protection*, 7, 81–93. <https://doi.org/10.4236/gep.2019.75009>
- Vieira, C. F. M., Guerra, F. C., Targino, A., & Gonçalves, R. D. (2025). Application of an Orbital Remote Sensing Vegetation Index for Urban Tree Cover Mapping to Support the Tree Census. *Earth*, 6(3), 87. <https://doi.org/10.3390/earth6030087>
- Yang, X., Zhao, S., Qin, X., Zhao, N., & Liang, L. (2017). Mapping of urban surface water bodies from sentinel-2 MSI imagery at 10 m resolution via NDWI-based image sharpening. *Remote Sensing*, 9(6), 1–19. <https://doi.org/10.3390/rs9060596>
- Zhu, Z., Woodcock, C. E., Holden, C., & Yang, Z. (2015). Generating synthetic Landsat images based on all available Landsat data: Predicting Landsat surface reflectance at any given time. *Remote Sensing of Environment*, 162, 67–83. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2015.02.009>

