



**UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARÁ  
INSTITUTO DE GEOCIÊNCIAS  
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM GEOLOGIA E GEOQUÍMICA**

**TESE DE DOUTORADO Nº 170**

**MUDANÇAS DA COBERTURA, USO DO SOLO E  
PRODUÇÃO DE MINÉRIO DE FERRO EM MINAS A CÉU  
ABERTO NA AUSTRÁLIA E NO BRASIL: UM INDICADOR  
DE INTENSIDADE DE EXPLOTAÇÃO MINERAL**

**Tese apresentada por:**

**DIOGO CORRÊA SANTOS**

**Orientador: Prof. Dr. Pedro Walfir Martins e Souza Filho (UFPA)**

---

**BELÉM - PARÁ  
2023**

**Dados Internacionais de Catalogação na Publicação (CIP) de acordo com ISBD**  
**Sistema de Bibliotecas da Universidade Federal do Pará**  
**Gerada automaticamente pelo módulo Ficat, mediante os dados fornecidos pelo(a) autor(a)**

---

S237m Santos, Diogo Corrêa.  
Mudanças da cobertura, uso do solo e produção de minério de ferro em minas a céu aberto na Austrália e no Brasil: : um indicador de intensidade de exploração mineral / Diogo Corrêa Santos. — 2023.  
xiii, 106 f. : il. color.

Orientador(a): Prof. Dr. Pedro Walfir Martins E Souza Filho  
Tese (Doutorado) - Universidade Federal do Pará, Instituto de Geociências, Programa de Pós-Graduação em Geologia e Geoquímica, Belém, 2023.

1. Minério de ferro. 2. Sensoriamento remoto. 3. MCUS.  
4. GEOBIA. 5. Imagens de satélite. I. Título.

CDD 621.3678

---



**Universidade Federal do Pará**  
**Instituto de Geociências**  
**Programa de Pós-Graduação em Geologia e Geoquímica**

**MUDANÇAS DA COBERTURA, USO DA TERRA E  
PRODUÇÃO DE MINÉRIO DE FERRO EM MINAS A CÉU  
ABERTO NA AUSTRÁLIA E NO BRASIL: UM INDICADOR  
DE INTENSIDADE DE EXPLOTAÇÃO MINERAL**

**Tese apresentada por**

**DIOGO CORRÊA SANTOS**

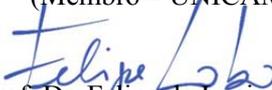
**Como requisito parcial à obtenção de Grau de Doutor em Ciências na Área de GEOLOGIA e  
Linha de Pesquisa GEOLOGIA MARINHA E COSTEIRA**

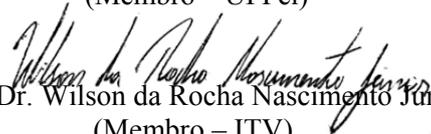
**Data de Aprovação: 26 / 05 / 2023**

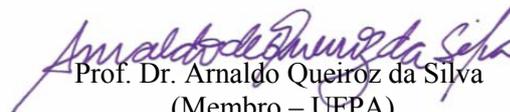
**Banca Examinadora:**

  
Prof. Dr. Pedro Walfir Martins e Souza Filho  
(Orientador – UPPA/ITV)

  
Prof. Dr. Alvaro Penteado Crosta  
(Membro – UNICAMP)

  
Prof. Dr. Felipe de Lucia Lobo  
(Membro – UFPel)

  
Prof. Dr. Wilson da Rocha Nascimento Junior  
(Membro – ITV)

  
Prof. Dr. Arnaldo Queiroz da Silva  
(Membro – UFFPA)

“A Deus, aos meus pais  
Santos e Célia,  
aos meus  
irmãos Leonardo e Leopoldo  
e a minha esposa Bruna.”

## AGRADECIMENTOS

Desenvolver uma tese de doutorado é um trabalho bastante árduo e que sozinho é praticamente impossível de finalizá-lo. Sendo assim, deixo aqui meus agradecimentos aqueles que sempre estiveram do meu lado nessa trajetória, nos momentos difíceis e alegres. Em particular aquele que nunca me abandonou e que sempre me guiou e me inspirou. Obrigado Deus, principalmente pelo dom da sabedoria e da inteligência que me permitiu chegar no mais alto grau acadêmico, lugar onde nunca imaginei alcançar.

Sou filho da Dona Célia e do Seu Santos, ambos sem curso superior, porém sempre se despojaram para dar o melhor para que eu e meus irmão estudássemos e nos formássemos. Graças aos meus pais e meu esforço cheguei a uma universidade pública e me formei. Lembro que meu pai muitas das vezes deixou de ir trabalhar (de ônibus) e guardava o dinheiro, para que assim eu conseguisse chegar na universidade com esse próprio dinheiro. Minha mãe também pedia dinheiro emprestado na vizinha para eu poder me alimentar, pois eu passava o dia inteiro na Universidade. Ou seja, até hoje costumo dizer que meu diploma de graduação em Geologia, embora tenha o meu nome, também pertence a Dona Célia e ao Seu Santos que são minhas fortalezas, pois sem vocês tenho certeza que eu não conseguiria. Portanto, minha gratidão eterna aos meus pais que lá atrás me ajudaram a dar os primeiros passos e que sempre me apoiaram na minha trajetória acadêmica. Aproveitando o ensejo agradeço também aos meus irmãos Leonardo Santos e Leopoldo Santos por serem meus melhores amigos e que sempre torceram pelas minhas vitórias. Agradeço por me darem três presentes que agora fazem parte da minha vida e que amo, minhas sobrinhas Carol, Yasmin e Ísis.

Um agradecimento especial ao meu orientador e amigo Pedro Walfir, pelos ensinamentos e aprendizados não só acadêmico, mas também de vida. E obrigado por me aturar desde o TCC (risos), pela confiança no meu trabalho, e por ser uma inspiração não só para mim, mas também para todas as pessoas que o cercam.

Continuando, agradeço ao Instituto Tecnológico Vale (ITV) que me acolheu dando-me oportunidade de trabalho, infraestrutura e suporte financeiro. A Universidade Federal do Pará (UFPA) e o Programa de Pós-graduação em Geologia e Geoquímica (PPGG) pela oportunidade de ingresso e de usufruir de um programa de excelência na Amazônia, de conceito CAPES 7.

Agradeço aos amigos que sempre estiveram comigo na minha trajetória acadêmica compartilhando momentos de descontração e conhecimento. Em especial aos da minha turma de graduação em Geologia (2005) que alguns viraram até padrinhos do meu casamento: João Neto, Jeremias, Patrick, Eduardo e Fabrício. Ao amigo Wilson Junior (comandante), parceiro de longa data, que sempre me auxiliou com seus conhecimentos em geotecnologias e que divide

comigo uma grandiosa amizade, sincera e divertida. E aos amigos do LAIT/ITV Arthur Gustavo, João Paulo e Vânia, pelo pronto suporte quando precisei de algo no desenvolvimento da minha tese.

Um agradecimento especial a minha amada esposa Bruna Gomes Ribeiro Santos, que sempre apoiou e apoia meus projetos profissionais e que foi de fundamental importância para que eu desenvolvesse esta tese de forma relativamente mais branda. Além de compartilhar sua amizade e companheirismo em todos os momentos de nossas vidas. Te amo! Estendo este agradecimento, a toda família Gomes/Ribeiro que estiveram ao meu lado e de minha esposa nessa trajetória, dividindo momentos alegres e descontraídos, que indiretamente me incentivaram para a conclusão desta tese.

Dedico esta tese *in memória* a minha cunhada Brena Gomes Ribeiro, que foi uma das vítimas da pandemia de Covid-19 e que antes de sua partida, e em uma de nossas conversas, tinha como um de seus objetivos alcançar um título de doutorado. Agradeço a Deus por ter conhecido uma menina tão inteligente que foi professora, sempre prezou pela educação e pelo conhecimento científico. Conhecimento este que poderia ter salvado sua vida caso não fosse tão negligenciado pelas autoridades governamentais neste período.

Por fim, agradeço a todos que participaram direta ou indiretamente da realização deste trabalho e já adianto minhas desculpas pelos que aqui não foram citados por mero esquecimento, mas que com certeza foram importantes para a finalização desta Tese.

## RESUMO

O minério de ferro é um recurso de suma importância para o desenvolvimento de uma nação. Com o avanço tecnológico, industrial e urbano, principalmente dos países asiáticos, a demanda por este recurso vem aumentando consideravelmente nas últimas décadas. Consequentemente, mudanças da cobertura e uso do solo (MCUS) vem ocorrendo nas áreas mineradas dos países com maior produção de minério. A Austrália e o Brasil são os maiores produtores de minério de ferro no mundo. Em 2019, alcançaram a produção de 930 milhões de toneladas (mt) e 480 mt, respectivamente. Entretanto, pouco se sabe sobre a extensão do uso do solo necessário para exploração de minério de ferro na escala das minas a céu aberto produtivas nesses dois países. Diante disso, esta tese de doutorado teve como objetivos (1) mapear as MCUS no tempo e no espaço em áreas de mineração de ferro nos países dois com maior produção do mundo; (2) estimar a área utilizada para exploração de minério de ferro, assim como a produção de minério acumulada desde a década de 1980 até 2019; e (3) determinar um indicador de intensidade de exploração mineral, representado pela produção de minério em milhões de toneladas por quilômetro quadrado ( $\text{mt}/\text{km}^2$ ) para as principais minas de ferro da Austrália e do Brasil. Para este fim, imagens de satélite Landsat 5 TM (1984 e 1986) e Sentinel-2B (2019) foram processadas para mapear as MCUS em áreas de minas de ferro a céu aberto na região de Pilbara na Austrália Ocidental província mineral de Hamersley e na região de Carajás (PA), Corumbá (MS) e Quadrilátero Ferrífero – QF (MG) no Brasil, a partir da técnica de Análise de Imagens Baseado em Objetos Geográficos (GEOBIA). Os valores de produção de minério de ferro por área minerada foram extraídos dos anuários estatísticos da produção mineral dos dois países. Os resultados mostraram que a mineração de ferro na Austrália em 1986 ocupava uma área de  $41,45 \text{ km}^2$  e foi expandida para  $875,06 \text{ km}^2$  até 2019. No Brasil em 1984 a extensão da mineração de ferro era de  $109,53 \text{ km}^2$  e se estendeu para  $295,75 \text{ km}^2$  em 2019. A Acurácia global e o índice kappa do conjunto das imagens classificadas ficaram acima de 90%, indicando a ótima qualidade do mapeamento. Os dados de produção de minério de ferro acumulado entre os anos de 1984 a 2019 mostraram que a Austrália alcançou a produção total de 8.4 bilhões de toneladas de minério de ferro neste período, em uma área minerada de  $875,06 \text{ km}^2$ , o equivalente a  $9.7 \text{ mt}/\text{km}^2$ . Enquanto o Brasil atingiu a produção total de 7.03 bilhões de toneladas em uma área de  $297,75 \text{ km}^2$ . O Indicador de intensidade de exploração mineral mostrou que o Brasil e a Austrália produziram o equivalente a  $23.6 \text{ mt}/\text{km}^2$  e  $9.7 \text{ mt}/\text{km}^2$ , respectivamente ao longo do período estudado. O estudo concluiu que (1) a área de solo minerado cresceu em todas as minas nos dois países analisados entre 1984 e 2019, sendo que a maior expansão foi detectada na Austrália; (2) a alta produção de minério de ferro na Austrália

e no Brasil e as consequentes MCUSs são impulsionadas pela alta demanda dos países asiáticos com destaque para a China; e (3) o indicador de intensidade de exploração mineral mostrou que as minas de ferro do Brasil apresentaram a melhor relação entre produção mineral vs. área minerada em comparação à Austrália. Esta relação permite afirmar que os dois países alcançaram um patamar de produção extremamente alto em uma área proporcionalmente diminuta, em especial no Brasil. Por fim, esta tese de doutorado contribuiu para quantificar a extensão das áreas das minas de ferro, compreender a intensidade da produção deste minério e as consequentes MCUS nestes dois países.

**Palavras-chave:** minério de ferro; sensoriamento remoto; mina a céu aberto; produção; exploração; MCUS; GEOBIA; Imagens de satélite.

## ABSTRACT

Iron ore is a very important resource for the development of a nation. With technological, industrial and urban advances, especially in Asian countries, the demand for this resource has increased considerably in recent decades. Consequently, changes in land cover and use (LCLU) have occurred in the mined areas of countries with higher ore production. Australia and Brazil are the largest iron ore producers in the world. In 2019, they reached production amounts of 930 million tons (mt) and 480 mt, respectively. However, little is known about the extent of land required for iron ore exploitation at the scale of productive open-pit mines in these two countries. Therefore, this doctoral thesis aimed to (1) map the LCLU in time and space in iron mining areas in the countries with the highest production in the world; (2) estimate the area used for iron ore exploitation as well as the accumulated ore production from the 1980s to 2019; and (3) identify an indicator of mineral exploitation intensity and ore production in millions of tons per square kilometer ( $\text{mt}/\text{km}^2$ ) for the main iron mines in Australia and Brazil. Landsat 5 TM (1984 and 1986) and Sentinel-2B (2019) satellite images were processed to map LCLU in areas of open cast iron mines in the Pilbara region of Western Australia, Hamersley mineral province and in the regions of Carajás (PA), Corumbá (MS) and Quadrilátero Ferrífero, QF, (MG) in Brazil, using geographic object-based image analysis (GEOBIA). The values of iron ore production per mined area were extracted from the statistical yearbooks of mineral production in the two countries. The results showed that iron mining in Australia occupied an area of  $41.45 \text{ km}^2$  in 1986 and was expanded to  $875.06 \text{ km}^2$  by 2019. In Brazil, the extent of iron mining was  $109.53 \text{ km}^2$  in 1984, and this area expanded to  $295.75 \text{ km}^2$  in 2019. The overall accuracy and kappa index of the set of classified images were above 90%, indicating the excellent quality of the classification. The accumulated iron ore production data between 1984 and 2019 showed that Australia reached a total production of 8.4 billion tons of iron ore in this period in a mined area of  $875.06 \text{ km}^2$ , equivalent to  $9.7 \text{ mt}/\text{km}^2$ . Brazil reached a total production of 7.03 billion tons in an area of  $297.75 \text{ km}^2$ . The mineral exploitation intensity indicator showed that Brazil and Australia produced equivalents of  $23.6 \text{ mt}/\text{km}^2$  and  $9.7 \text{ mt}/\text{km}^2$ , respectively, over the study period. The study concluded that (1) the area of mined soil increased in all the mines in the two countries analyzed between 1984 and 2019, with the largest expansion being detected in Australia; (2) the high production of iron ore in Australia and Brazil and the consequent LCLU changes are driven by high demand from Asian countries, especially China; and (3) according to the mineral exploitation intensity indicator, there was a better relationship between mineral production and mined area in Brazil than in Australia. This result allows us to confirm that the two countries, especially Brazil, reached extremely high levels of

production in a proportionately small area. Finally, this doctoral thesis contributed to the understanding of the intensity of iron ore production and the consequent LCLU changes in these two countries in addition to contributing quantitative and specialized data on the extents of the main iron ore mines globally.

**Key words:** iron ore; remote sensing; open-pit mine; production; exploitation; LCLU; GEOBIA; satellite image.

## LISTA DE ILUSTRAÇÕES

- Figura 1- Ilustração mostrando a diferença da classificação baseada em pixel e GEOBIA. A esquerda os pixels em verde representam a classe floresta e o amarelo condiz aos pixels de floresta, mas que foram confundidos com uma outra classe de resposta espectral semelhantes (ruído) no momento da classificação por pixel. A direita, a linha em preto representa um segmento gerado a partir do agrupamento de pixels em comum na GEOBIA, para em seguida serem classificados como floresta. .... 3
- Figura 2- Mapa de localização da área de estudo. .... 8
- Figura 3- Principais ocorrências de FFBs no mundo. .... 9
- Figura 4- Períodos de deposição das principais FFB's no mundo. GOE (Great Oxygenation Event) é Grande Evento de Oxigenação, NOE (Neoproterozoic Oxygenation Event) é Evento Neoproterozóico de Oxigenação. As curvas em vermelho representam a quantidade relativa de FFBs depositadas em cada intervalo de tempo. .... 10
- Figura 5- Ambientes de deposição das FFBs. .... 11
- Figura 6- Fluxograma simplificado ilustrando as etapas do processamento digital das imagens de satélite. .... 12
- Figura 7- Variação do preço do minério de ferro em dólar por milhões de toneladas no mundo vs. a produção de ferro na Austrália e no Brasil entre 1984 a 2019. .... 84

## SUMÁRIO

<b>DEDICATÓRIA</b> .....	iv
<b>AGRADECIMENTOS</b> .....	v
<b>RESUMO</b> .....	vii
<b>ABSTRACT</b> .....	ix
<b>LISTA DE ILUSTRAÇÕES</b> .....	xi
<b>1 INTRODUÇÃO</b> .....	1
1.1 PROBLEMÁTICA E JUSTIFICATIVAS .....	2
1.2 HIPÓTESE DE PESQUISA.....	4
1.3 OBJETIVOS .....	4
<b>2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA E ÁREA DE ESTUDO</b> .....	6
2.1 PRODUÇÃO DE MINÉRIO DE FERRO (ASPECTOS GERAIS) .....	6
<b>3 MATERIAIS E MÉTODOS</b> .....	12
3.1 PESQUISA BIBLIOGRÁFICA .....	12
3.2 AQUISIÇÃO DE IMAGENS DE SENSORES REMOTOS E ARQUIVOS AUXÍLIARES .....	12
3.3 CORREÇÃO ATMOSFÉRICA E RECORTE DE IMAGENS .....	14
3.4 SEGMENTAÇÃO E CLASSIFICAÇÃO .....	14
3.5 DETECÇÃO DE MUDANÇA.....	15
3.6 ACURÁCIA DA CLASSIFICAÇÃO .....	16
3.7 AQUISIÇÃO DE DADOS DE PRODUÇÃO DE MINÉRIO DE FERRO .....	17
3.8 INDICADOR DE INTENSIDADE DE EXPLOTAÇÃO MINERAL .....	17
<b>4 RESULTADOS</b> .....	19
4.1 ARTIGO 1: MUDANÇAS NO USO DO SOLO E PRODUÇÃO DE MINÉRIO DE FERRO EM MINAS A CÉU ABERTO DO BRASIL DE 1984 À 2019: UM INDICADOR DE USO DE INTENSIDADE DO SOLO .....	199
4.2 ARTIGO 2: MUDANÇAS NO USO DO SOLO E PRODUÇÃO DE MINÉRIO DE FERRO EM MINAS A CÉU ABERTO DA AUSTRÁLIA DE 1986 À 2019: UM INDICADOR DE USO DE INTENSIDADE DO SOLO.....	55

<b>5 CONSIDERAÇÕES FINAIS: ANÁLISE COMPARATIVA AUSTRÁLIA E BRASIL</b>	
.....	83
<b>REFERÊNCIAS</b> .....	87
<b>ANEXO A – DADOS SUPLEMENTARES REFERENTES AO ARTIGO 1</b> .....	97
<b>ANEXO B – DADOS SUPLEMENTARES REFERENTES AO ARTIGO 2</b> .....	103
<b>ANEXO C – COMPROVANTE DE SUBMISSÃO DO ARTIGO 1</b> .....	105
<b>ANEXO D – COMPROVANTE DE SUBMISSÃO DO ARTIGO 2</b> .....	106

## 1 INTRODUÇÃO

O minério de ferro é um recurso de suma importância para o desenvolvimento industrial de uma nação (Hao *et al.* 2018, Nakajima *et al.* 2014). Além da produção nacional, os países, especialmente os que não possuem minério de ferro, competem entre si pelo acesso a este recurso no exterior (Nakajima *et al.* 2018). Com base nisso, a demanda pelo aço impulsionada pela crescente industrialização e urbanização dos países asiáticos (China, Índia e Japão) e Estados Unidos (WorldSteel 2019), aumentaram consideravelmente. Dados da Associação Mundial do Aço mostraram que em 2019 a China foi responsável pela produção de 53% de aço do mundo; Índia, Japão e Estados Unidos totalizaram 7%, 6,7% e 5,7%, respectivamente. O total de aço produzido no mundo foi de 1.877 bilhões de toneladas e, o Brasil ocupou a nona posição com 1,9% da produção mundial, enquanto a Austrália a vigésima terceira, com menos de 1%.

O ferro é o principal ativo para produção do aço e 98% do minério de ferro produzido no mundo é utilizado na fabricação desta liga (USGS 2020a). Por isso, a exploração deste minério é muito superior aos demais elementos (Nakajima *et al.* 2014, Pauliuk, Wang & Müller 2013). Assim, é importante investigar o impacto desta atividade extrativa nas mudanças da cobertura e uso do solo (MCUS) (Sonter *et al.* 2014).

Em 2019, os países que mais produziram minério de ferro foram Austrália (930 milhões de toneladas – mt), Brasil (480 mt), China (350 mt) e Índia (210 mt) (Wang & Yu 2019; Statista 2019, USGS 2020a). Austrália e Brasil possuem também as maiores reservas deste minério, com 23 bilhões de toneladas de teor de ferro e 48 bilhões de toneladas de minério bruto; e 15 bilhões de toneladas de teor de ferro e 29 bilhões de toneladas de minério bruto, respectivamente (Statista 2019, USGS 2020a). Juntos são responsáveis por mais da metade das exportações mundiais, tendo a China como principal país consumidor (Hao *et al.* 2018).

Concomitante a exploração do minério de ferro, paisagens destes países vem sendo afetadas pela atividade de mineração (Yu *et al.* 2018), ocasionando principalmente impactos ambientais como MCUS, além de impactos socioeconômicos. Dentre os principais impactos ambientais ocorrem: mudanças na topografia e paisagem, alteração da drenagem natural, perda de biodiversidade e supressão da vegetação e do solo que alteram a composição da cobertura vegetal nativa (Standish & Young 2021, Souza Filho *et al.* 2020). Sobre a atmosfera, ressaltam-se o potencial aumento da temperatura devido à remoção da vegetação e emissão de gases de efeito estufa (GEE) por atividades industriais, concentração de partículas em suspensão ocasionados pelo movimento de veículos e outras operações e propagação de fumaça oriunda

de detonação com explosivos e escavações (Werner *et al.* 2020, Yellishetty *et al.* 2022). Quando combinados com atividades não-minerárias (ex. agricultura e pecuária) estes impactos são ainda maiores (Sonter *et al.* 2014). Todavia, além do impacto pela exploração do minério, é necessário uma infraestrutura para operação da mina, para o beneficiamento e para o escoamento da produção que geralmente necessita de construções de ferrovias e portos (Ding *et al.* 2006, Santos *et al.* 2020).

## 1.1 PROBLEMÁTICA E JUSTIFICATIVAS

Grande parte do minério de ferro no mundo é extraído em minas a céu aberto, e transportados para portos ao longo de ferrovias (Santos *et al.* 2020), para em seguida serem transportados para usinas siderúrgicas em todo o mundo, principalmente na Ásia e na Europa (Hao *et al.* 2018). Mapear e quantificar a extensão das minas de ferro a céu aberto e monitorar as MCUS ao longo do tempo, é muito importante para analisar a extensão das áreas diretamente afetadas pela atividade de mineração. Entretanto, pouco se sabe sobre a extensão das MCUS necessária para exploração de minério de ferro na escala das minas a céu aberto produtivas na Austrália e no Brasil, os maiores produtores deste minério no mundo.

Com base nisto, pesquisas vem sendo realizadas em áreas mineradas, utilizando como auxílio imagens de satélites orbitais, pois além de serem ferramentas extremamente eficazes, é um método com custo baixo (Latifovic *et al.* 2005, Souza-Filho *et al.* 2018, Townsend *et al.* 2009). Neste contexto, existem diversos satélite de observação da terra com diferentes resoluções espaciais e espectrais (ex. Landsat MSS/TM/ETM<sup>+</sup>/OLI, Sentinel-2A/2B, ALOS/PALSAR, WorldView, GeoEye, Hyperion/EO-1, entre outros) que podem auxiliar no mapeamento e monitoramento das MCUS (Ducart *et al.* 2006, Gong *et al.* 2013, Souza-Filho *et al.* 2016, Liang *et al.* 2014).

Com o rápido avanço computacional, com desenvolvimento de hardwares, softwares, computação em nuvem e inteligência artificial para o processamento digital de imagens de satélite, tornou-se possível mapear e monitorar as MCUS em diferentes escalas, espaço – temporais (Gong *et al.* 2013, Wang & Gong 2013, Yu *et al.* 2014, Souza-Filho *et al.* 2016). Algumas técnicas de classificação de imagens já vêm sendo empregadas para o monitoramento de áreas de mineração, como a interpretação visual assistida por computador que utiliza reconhecimento de padrões (Latifovic *et al.* 2005, Petropoulos & Mitraka 2013), classificação baseada em pixels (Lechner & Unger 2016, Shelestov *et al.* 2017, Townsend *et al.* 2009) e análise de imagens baseado em objetos geográfico (GEOBIA) que utiliza um segmentador para

agrupar pixels em comum, com base em características como forma, textura, cor e padrão. (Bao *et al.* 2014, Blaschke 2010, Souza-Filho *et al.* 2018; 2019).

No entanto, a classificação baseada em pixel é a mais utilizada por usuários de sensoriamento remoto, principalmente em mapeamento de escala espacial baixa a moderada, e em áreas extensas. Quando utilizada em escala de detalhe (ex. Sentinel-2B), ou seja, maior resolução espacial, ocorre muito o que é chamado de “ruído” nas classes a serem separadas, pois o classificador tende a separar-las somente baseado na resposta espectral do pixel para em seguida procurar regiões homogêneas. Isso pode influenciar no cálculo de área, como exemplo em uma feição que foi atribuído o nome de floresta, esta tipologia pode apresentar pixels de outras classes contido nela, subestimando a área desta classe (Figura 1) (Blaschke *et al.* 2014).

Já a classificação GEOBIA leva em consideração outros atributos para discriminar uma determinada classe. Por exemplo, a classe floresta antes de ser separada, a feição na imagem é primeiramente segmentada, onde é gerado um polígono que agrupa todos os pixels semelhantes, para em seguida ser atribuído um identificador, neste caso floresta. Com essa técnica é possível diminuir estes “ruídos” e assim calcular a área com maior acurácia (Figura 1) (Nascimento *et al.* 2020, Santos *et al.* 2020, Souza-Filho *et al.* 2018, Souza *et al.* 2020). Por este motivo esta técnica foi abordada como método para esta tese de doutorado.

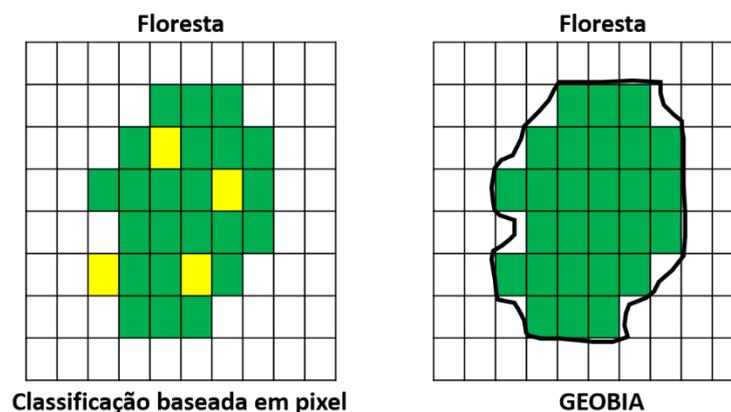


Figura 1- Ilustração mostrando a diferença da classificação baseada em pixel e GEOBIA. A esquerda os pixels em verde representam a classe floresta e o amarelo condiz aos pixels de floresta, mas que foram confundidos com uma outra classe de resposta espectral semelhantes (ruído) no momento da classificação por pixel. A direita, a linha em preto representa um segmento gerado a partir do agrupamento de pixels em comum na GEOBIA, para em seguida serem classificados como floresta.

Apenas recentemente, pesquisas tem sido publicadas sobre a quantificação de áreas que sofrem mudanças pela influência da mineração, principalmente minas de ferro (ex. Maus *et al.* 2020, Maus *et al.* 2022, Tang & Werner 2023). A maioria dos trabalhos existentes, registram somente coordenadas geográficas das minas sem considerar a dinâmica das mudanças espaço-temporal da cobertura e uso da terra (Song & Yu 2019). Portanto, se torna cada vez mais

necessário quantificar de forma mais acurada áreas de mineração de ferro, para que seja possível compreender o grau do impacto ambiental nas MCUS.

Quantificar a extensão de áreas mineradas é um indicador de extrema importância para o monitoramento de impactos de uso do solo causado por essa atividade (Maus *et al.* 2020). Pois, a cada ano novas minas são implementadas nos países mineradores e as minas já existentes são ampliadas pela extração do minério. Logo, se faz necessário implementar novos indicadores que contenham mais variáveis nas métricas, para que seja possível analisar a dinâmica da extração mineral e seu impacto na supressão do solo, e avaliar o quanto a área minerada está sendo produtiva ou não. Em áreas de mineração de ferro pouco se sabe sobre pesquisas de indicadores que relaciona por exemplo a extensão da área minerada pela produção de minério, principalmente na Austrália e no Brasil que são os maiores produtores.

Um estudo semelhante nesta linha de pesquisa de indicadores de extração mineral foi desenvolvido por Iwatsuki *et al.* (2018). Onde eles analisaram e mediram o histórico das MCUS a partir de imagens de satélites (Terra Aster, Spot, HRV e Landsat TM/ETM+) em área de mineração de Níquel na Nova Caledônia (Oceania). Neste trabalho, a intensidade de produção foi quantificada pela área (m<sup>2</sup>) de mudança (MCUS) por unidade de metal (kg) contido no minério de níquel extraído. Esta intensidade foi baseada em um valor de referência (0,0018 m<sup>2</sup>/kg) fornecido pela indústria do níquel. Este indicador mostrou que as minas que atingiram valores menores ou igual a este valor atendem os pré-requisitos ambientais para continuarem a exploração. Valores acima contribuem mais intensamente para o aumento de impactos ambientais.

## 1.2 HIPÓTESE DE PESQUISA

Esta tese tem como hipótese de pesquisa que quanto maior a produção de minério de ferro de uma mina, maior será a extensão da área explorada. Isto deve ser percebido desde a escala de observação da mina até em uma escala de país.

## 1.3 OBJETIVOS

Mapear as mudanças no tempo e no espaço da cobertura e uso do solo em áreas de minas de ferro a céu aberto nos países que mais produzem minério (Austrália e Brasil), utilizando imagens de sensores remotos e definir um indicador de intensidade de exploração mineral.

Como objetivos específicos pretende-se: (1) classificar e quantificar a extensão das minas entre a década de 1980 até 2019 utilizando técnica de GEOBIA; (2) detectar as mudanças das classes de MCUS neste intervalo de tempo; (3) estimar a produção de minério acumulada da década de 1980 até 2019; (4) determinar a intensidade de exploração mineral, a partir da produção de minério pela extensão da área minerada em milhões de toneladas por quilômetro quadrado (mt/km<sup>2</sup>) para as principais minas de ferro da Austrália e do Brasil; (5) analisar quais destes países provocam mais mudanças na cobertura do solo pela exploração do minério de ferro.

## 2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA E ÁREA DE ESTUDO

### 2.1 PRODUÇÃO DE MINÉRIO DE FERRO (ASPECTOS GERAIS)

A área de estudo compreende as regiões maiores produtoras de minério de ferro comercializado do mundo, incluindo as minas de ferro a céu aberto da Região de Pilbara, na Austrália Ocidental (AO) (Província de Hamersley) e Carajás, Corumbá e Quadrilátero Ferrífero no Brasil (Figura 2).

A Austrália, localizada na Oceania é o maior produtor e exportador mundial de minério de ferro, com 29% das reservas mundiais localizadas no país, grande parte da mercadoria é encontrada e extraída na região de Pilbara. Com a proximidade do país aos mercados asiáticos, tem sido o maior fornecedor deste minério para China, que em 2019 importou 82% do minério australiano (WA 2020).

Pilbara é uma região localizada no noroeste da AO e está totalmente inserida na zona árida australiana (Catullo & Scott Keogh 2014). Estendendo-se ao sul do rio De Gray para o rio Ashburton e está a 720 km do interior. É banhada pelo oceano Índico e se estende pelo deserto de Great Sandy. Ocupa uma área entorno de 510.000 km<sup>2</sup>, a uma altitude média de 300 m. Pilbara é considerado um dos pontos mais quentes da Austrália em Marble Bar cujas temperaturas diurnas de outubro a maio chegam a exceder 49°C (Halse *et al.* 2014, RDAPilbara 2020). A maior parte (67%) da precipitação acontece nos meses de dezembro a março, com precipitação média total de 250 a 350 mm. Além disso, o déficit pluviométrico médio anual excede 2.400 mm em algumas partes da região, tornando a perda de água por evaporação e a seca um fator significativo para manutenção dos ecossistemas naturais (McKenzie & Pinder 2009, Miller & Erickson 2017).

Pilbara é uma região extensa e seca, pouco povoada e conhecida por seus ricos depósitos de petróleo, gás natural, manganês e minério de ferro, que contribuem significativamente para a economia da Austrália (RDAPilbara 2020). Depois da mineração as atividades da pesca e o turismo são as principais fontes de contribuição econômica da região. É também um *hotspot* de biodiversidade global para a fauna subterrânea (Halse *et al.* 2014).

Os depósitos de ferro na região são encontrados nas Formações Ferríferas Bandas (FFB) das cordilheiras de Hamersley (Eggseder *et al.* 2017, Eggseder *et al.* 2019, Hagemann *et al.* 2016, MacLeod 1966, Sheppard *et al.* 2017). O minério de ferro em Pilbara representa 78% da comercialização em relação aos outros minerais da AO (Manero & Young 2021) e 16% da produção global (Shackelford & Erickson 2017). As empresas Rio Tinto, BHP e Fostescue Metal Group (FMG) são as principais mineradoras nessa região e são responsáveis por gerenciar

as mais importantes minas de ferro. Além de Pilbara, a exploração do minério também ocorre nas regiões de Yilgarn, Kimberley e Meio-Oeste (Ye 2008). Mais de 100 milhões de toneladas de minério de ferro são extraídos todos os anos nessa região, o equivalente a 20% da produção de minério de ferro do país (Rio Tinto 2010).

O Brasil situado na América do Sul é um dos países mais ricos em biodiversidade do mundo (Myers *et al.* 2000), onde ocorrem seis biomas distintos: Amazônia, Mata Atlântica, Caatinga, Cerrado, Pampa e Pantanal. São caracterizados por grandes armazenamento de estoque de carbono em suas florestas (Berenguer *et al.* 2014) e solos e, adicionalmente, possuem as maiores reservas globais de água doce (Hoorfar 2014). Neles são produzidos grandes quantidades de commodities agrícolas e minerais o que faz do país um forte contribuinte das MCUS e emissões de GEE (Souza *et al.* 2020). O país é banhado pelo oceano Atlântico e ocupa uma imensa área ao longo da costa leste da América do Sul. O clima é muito variado devido ao tamanho do território e topografia, mas a maior parte é tropical. Segundo Alvares *et al.* (2013), o Brasil possui seis subtipos climáticos: equatorial, tropical, semiárido, tropical de altitude, temperado e subtropical.

É conhecido por ser uma grande potência mineral (Lobo *et al.* 2018, Yu *et al.* 2018) e dentre as principais substâncias produzidas destaca-se o minério de ferro, que faz do Brasil o segundo maior produtor do mundo. Possui em torno de 16.8% das reservas mundiais e contém um dos minérios de maior qualidade com alto teor de ferro, acima de 60%, em comparação com a média mundial que chega a 51.6% (Comtois & Slack 2016). Dentre as substâncias metálicas produzidas no Brasil o ferro alcançou 72,8% da produção em 2019 (ANM 2020). Segundo a Agência Nacional de Mineração (ANM 2020) a produção total de minério bruto (ROM) no país neste mesmo ano, foi de pouco mais de 510 milhões de toneladas. Estas produções ocorrem nas regiões do QF no estado de Minas Gerais (MG); na Província Mineral de Carajás (PMC), município de Parauapebas, estado do Pará - PA (Sudeste da Amazônia); e em Corumbá (Maciço do Urucum) no estado do Mato Grosso do Sul (MS). Juntas são responsáveis por 99% da produção do país (Figura 2).

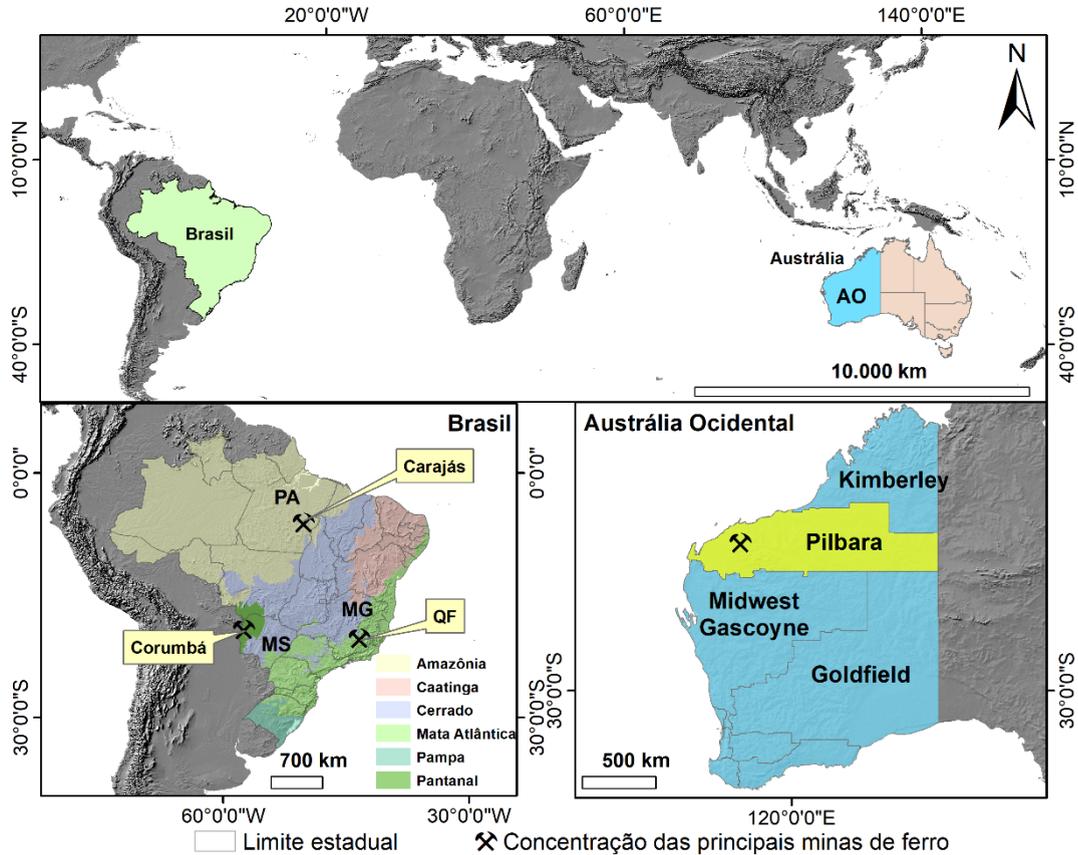


Figura 2- Mapa de localização da área de estudo.

## 2.2 CONTEXTO GEOLÓGICO E FORMAÇÕES FERRÍFERAS BANDADAS

A quantidade de ferro é estimada em 32,07% da massa da terra, sendo considerado o quarto elemento mais abundante na crosta terrestre com cerca de 5% e sua abundância elementar chega a 80% no núcleo do planeta (Morgan & Anders 1980, Sawe 2017). Portanto, é comum que haja uma série de minerais compostos por ferro em muitos depósitos encontrados no planeta. Os três minerais de minério de ferro mais comuns são magnetita ( $\text{Fe}_3\text{O}_4$ ), hematita ( $\text{Fe}_2\text{O}_3$ ) e goethita ( $\text{FeO}(\text{OH})$ ), que juntos compreendem 98% dos minerais de ferro de maiores valores econômico (Clout & Manuel 2015). A magnetita é composta de 72% de ferro, a hematita 70% e a goethita 63% (Sawe 2017). As principais fontes de minério de ferro do mundo estão hospedadas em FFB pré-cambrianas (Bekker *et al.* 2010, Hagemann *et al.* 2016). Os trabalhos de Bekker *et al.* (2010) e Hagemann *et al.* (2016) mostram a distribuição das principais FFB's pelo mundo e a idade geológica delas (Figura 3).

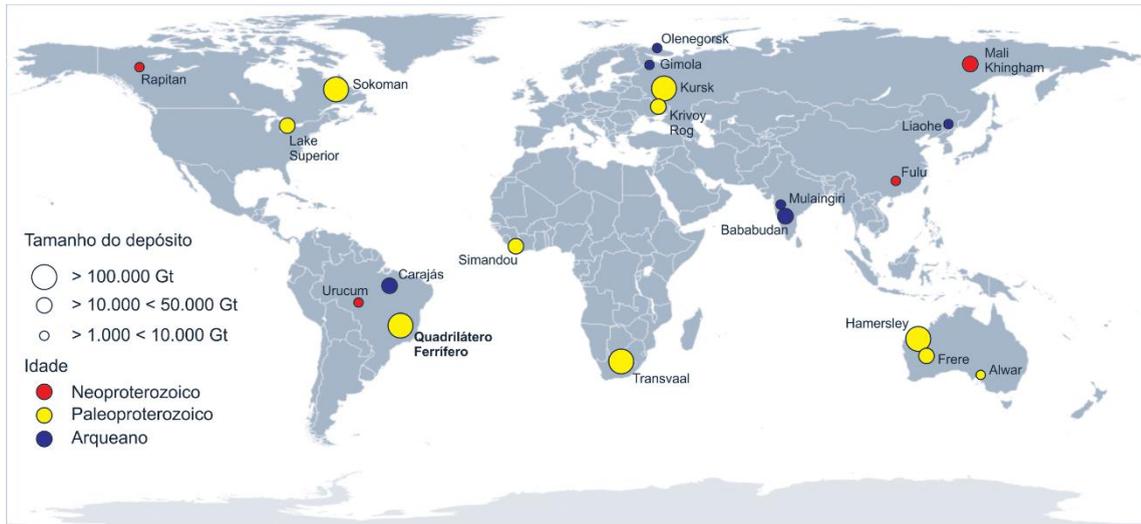


Figura 3- Principais ocorrências de FFBs no mundo.

Fonte: Modificado de Bekker *et al.* (2010) e Hagemann *et al.* (2016).

As FFB's foram depositadas a partir da interação complexa entre diversos fatores geoquímicos, biológicos, tectônicos e magmáticos (Bekker *et al.* 2010). No entanto, apesar de ocorrer em todo o registro geológico, a deposição delas é altamente concentrada em períodos específicos. Mais de 90% das FFBs no mundo foram depositadas entre 2.0 e 2.5 bilhões de anos (Duuring *et al.* 2020, Hagemann *et al.* 2016, James & Trendall 1982, RMMG 2018) período do Grande Evento de Oxigenação (*Great Oxygenation Event* - GOE) (Pufahl and Hiatt 2012).

Após este período, a deposição dessas formações se tornaram extremamente raras seguido por quase um bilhão de anos (1.8 e 0.8 bilhões de anos atrás), período este denominado de *Boring Billion* (Mukherjee *et al.* 2018). Após este intervalo de tempo, durante o Neoproterozóico, o planeta viveria as maiores e mais extremas variações climáticas, biológicas, tectônicas e químicas de sua história, incluindo o maior evento de glaciação extrema *Snowball Earth* (Hoffman *et al.* 1998) e de extremo efeito estufa como o evento *Greenhouse Earth* (BSG 2020), a quebra de um supercontinente (Rodínia) e a dispersão dos seus fragmentos até a sua reunião em um novo supercontinente (Gondwana). Um novo evento global de oxigenação (NOE – *Neoproterozoic Oxygenation Event*) (Hoffman *et al.* 1998, Hoffman *et al.* 2017) se deu início, no Neoproterozóico, marcando um novo retorno da deposição das FFB's (Klein and Beukes 1993) no registro geológico (Figura 4).

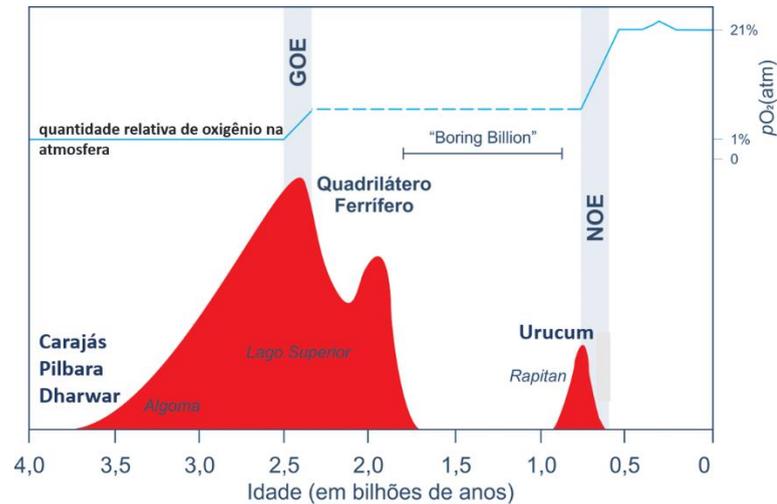


Figura 4- Períodos de deposição das principais FFB's no mundo. GOE (Great Oxygenation Event) é Grande Evento de Oxigenação, NOE (Neoproterozoic Oxygenation Event) é Evento Neoproterozóico de Oxigenação. As curvas em vermelho representam a quantidade relativa de FFB's depositadas em cada intervalo de tempo. Fonte: Modificado de RMMG (2018).

As FFB's estão relacionadas a precipitação química de rochas sedimentares que são compostas de bandas finamente laminadas e alternadas por minerais de óxido de ferro e sílex (chert) ou carbonatos (Eggseder *et al.* 2017, Eggseder *et al.* 2019). Estas rochas, a partir de um enriquecimento primário geralmente possuem entre 30 a 35% de teor de Fe, os quais são chamados de depósitos de baixo grau. No entanto, após passarem por processos de alterações hidrotermais hipogênicas e/ou supergênicas, o teor de Fe pode ter se elevado para acima de 60%, gerando os chamados depósitos de alto teor que são os mais importantes depósitos de ferro no mundo (Bekker *et al.* 2010, Hagemann *et al.* 2016).

Ainda existe controvérsia, após décadas de pesquisas, sobre como as FFB's evoluíram para a formação de minério de ferro. Publicações recentes (Bekker *et al.* 2010, Duing *et al.* 2020, Eggseder *et al.* 2017, Eggseder *et al.* 2019, Hagemann *et al.* 2016) atribuem a formação das FFB's à fluidos hidrotermais que percolaram por estruturas como falhas e dobras, removendo uma grande quantidade de minerais de sílica e promovendo um grande enriquecimento dos minerais de óxidos de ferro.

De acordo com as condições geotectônicas e ambientais de deposição, Gross (1980) definiu as FFB's em dois tipos: FFB tipo Algoma, que são depósitos associados a rochas vulcânicas de ambientes marinhos de margem convergente que formam os terrenos *greenstones belts* de idade Arqueana a Paleoproterozóico. Esses depósitos são encontrados principalmente em Abitibi no Canadá, Yilgarn, Província Mineral de Carajás no Brasil e Dharwar na Índia; As FFB's tipo Lago Superior são depósitos com maior distribuição em todo o mundo e estão geralmente associados a sucessões de rochas sedimentares paleoproterozóica depositadas em ambiente transgressivo de plataforma continental marinho raso. Os principais depósitos deste

tipo ocorrem em Hamersley na Austrália, Quadrilátero Ferrífero (QF) no Brasil, Kursk na Rússia, Krivoy Rog na Ucrânia e África do Sul.

Existem outras FFB's do tipo Lago Superior que sofreram bastante metamorfismo e deformações durante eventos orogênicos no Proterozóico, quando foram enriquecidos em ferro oriundos de formações como o protólito de Itabirito no QF (Hagemann *et al.* 2016). Klein & Beukes (1993) ainda caracterizaram um outro tipo de FFB, denominado tipo Rapitan. Trata-se de depósitos Neoproterozóicos depositados em bacias do tipo rifte intracontinental ou bacias sobre blocos falhados ao longo de margens continentais, associadas a litotipos glaciogênicos, como diamictitos e camadas com clastos caídos de icebergs, além de conglomerado, grauvaca, arenito e argilito com forte influência de sedimentação glacial. Estas formações possuem grande correlação com o evento *Snowball Earth*, um exemplo clássico deste tipo de depósito são as FFBs do Maciço do Urucum em Corumbá (MS) no Brasil, no noroeste do Canadá e em Damara na África do Sul (Figura 5).

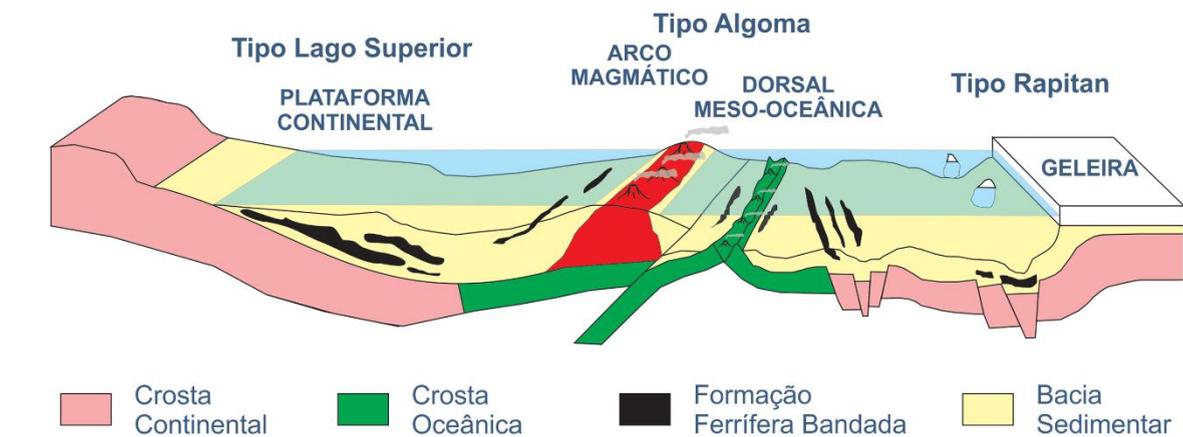


Figura 5- Ambientes de deposição das FFBs.

Fonte: Modificado dos modelos proposto por Klein & Beukes (1993), RMMG (2018).

### 3 MATERIAIS E MÉTODOS

#### 3.1 PESQUISA BIBLIOGRÁFICA

Durante todo o período de realização desta tese de doutorado o levantamento bibliográfico se deu por meio das principais plataformas *online* de periódico de artigos científicos do mundo, onde foram consultados artigos e livros nacionais e internacionais de fator de impacto relevante. Os documentos consultados foram adquiridos através das plataformas: Periódicos CAPES (Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior), Google Acadêmico, IEEE Xplore, Spring, Elsevier, ScienceDirect, Scopus, GeoScienceWorld, entre outros.

Para alcançar os objetivos desta pesquisa foi desenvolvido diferentes métodos de processamento digital de imagens (PDI) de satélite (Figura 6).

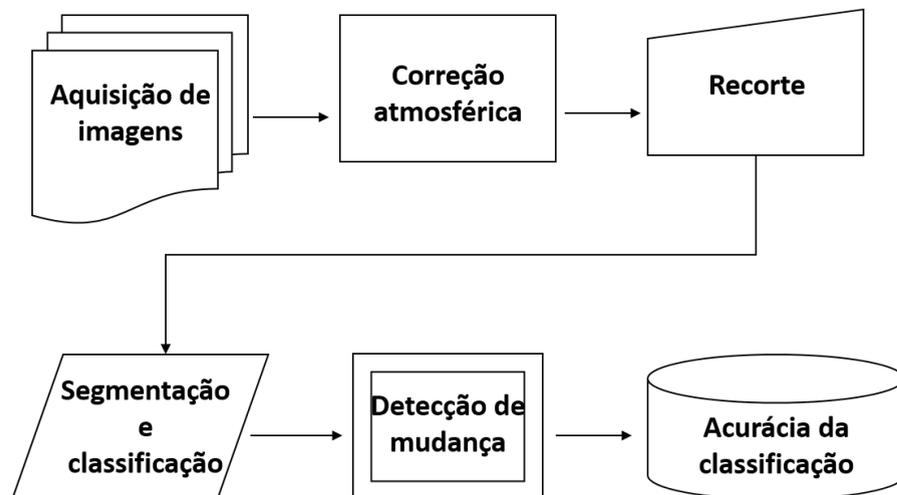


Figura 6- Fluxograma simplificado ilustrando as etapas do processamento digital das imagens de satélite.

#### 3.2 AQUISIÇÃO DE IMAGENS DE SENSORES REMOTOS E ARQUIVOS AUXÍLIARES

Foram utilizadas imagens do satélite Landsat – 5 Thematic Mapper (TM) para a classificação de todas as minas referentes ao ano de 1984 para o Brasil e 1986 para Austrália. Não foi possível escolher o mesmo ano inicial para os dois países porque o recobrimento do território australiano com imagens Landsat – 5 (TM) só ocorre a partir de 1986, quando o país passa a ter estações de recepção de imagens (Wulder *et al.* 2019).

As imagens obtidas possuem 30 m de resolução espacial no formato LIT (Level 1 Terrain), ortoretificadas com sistema de coordenadas Universal Transverse de Mercator (UTM) e Datum WGS84 (Wulder *et al.* 2019). Foram adquiridas oito cenas para recobrir as principais minas de ferro da Austrália e quatro cenas para recobrir as minas brasileiras.

Para o ano de 2019, utilizou-se imagens do sensor Sentinel-2A que possui 10 m de resolução espacial, nível 1C de correção, ortorretificadas, sistemas de coordenadas UTM e Datum WGS84 (especificações em: ESA 2020, Wang *et al.* 2016). Para a Austrália e para o Brasil foram adquiridas dezessete e sete cenas Sentinel-2<sup>a</sup>, respectivamente. A Tabela 1 apresenta as principais características das imagens de ambos os sensores utilizados na pesquisa.

Todas as imagens de ambos sensores foram obtidas com o critério de menos de 10% de nuvens. Este critério é importante para os sensores ópticos principalmente em regiões tropicais, onde a cobertura de nuvem tende a ser abundante dificultando a interpretação do usuário. A aquisição das cenas ocorreu via downloads nos sites do Serviço Geológico Americano (U. S. Geological Survey – USGS; <http://earthexplorer.usgs.gov>) e do Programa de Monitoramento Ambiental Copernicus (<https://scihub.copernicus.eu/dhus/#/home>).

Tabela 1- Características das imagens de satélite utilizadas no processo.

Satélite	Sensor	Resolução Espacial	Resolução Espectral ( $\mu\text{m}$ )	Resolução Radiometria	Faixa de imageamento
Landsat 5 <sup>1</sup>	Thematic Mapper (TM)	30 m	B1 - Azul (0.45 - 0.52) <sup>1,2</sup>	8 bits	185 km
			B2 - Verde (0.50 - 0.60) <sup>1,2</sup>		
			B3 - Vermelho (0.63 - 0.69) <sup>1,2</sup>		
			B4 - NIR (0.73 - 0.90) <sup>1</sup>		
			B5 - MIR (1.55 - 1.75) <sup>1</sup>		
			B6 - TIR (10.4 - 12.5) <sup>1</sup>		
Sentinel 2A <sup>2</sup>	MSI	10 m	B8 - NIR (0.73 - 0.90) <sup>2</sup>	16 bits	100 km

Foi utilizado imagens de maior resolução espacial do Sentinel-2A somente para o ano de 2019 pelo fato da não existência deste sensor na década de 1980. Imagens com resoluções espaciais distintas podem ser utilizadas em um mapeamento multitemporal desde que as mudanças entre as classes tenham áreas com valores distinguíveis e superiores a menor área do detectável pelo sensor de maior IFOV (Campo de Visada Instantâneo) no terreno. A dificuldade em distinguir mudanças entre imagens com resoluções espaciais diferentes em um intervalo temporal inferior a um ano pode não ter bons resultados. Contudo, se a diferença temporal for maior, as diferenças no mapeamento com IFOV diferente tendem a não interferir na análise. A acurácia da classificação auxilia na detecção dos valores diferentes entre os anos mapeados, sendo possível diferenciá-los (Olofsson *et al.* 2014). Em um estudo com diferença temporal de 10 anos ou mais, a diferença espacial entre sensores de 30 e 10 metros pode não ser o fator para explicar as mudanças e sim a própria dinâmica da classe que foi detectada pelos sensores (Souza-Filho *et al.* 2018).

Utilizou-se também arquivos vetoriais como auxílio na geração dos mapas temáticos,

como limite de países, limite estadual e municipal, limites de unidades de conservação e biomas, limites de rios e mares, pontos de ocorrência de depósitos e minas de ferro, entre outros. Os dados foram adquiridos por downloads de sites como Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística – IBGE (<https://downloads.ibge.gov.br/>); Instituto Chico Mendes (<http://www.icmbio.gov.br/portal/geoprocessamentos/>); USGS (<https://mrdata.usgs.gov/major-deposits/>); CPRM (<http://geosgb.cprm.gov.br/geosgb/downloads.html>); Agência Nacional de Mineração (<http://sigmine.dnpm.gov.br/>); Mindat.org (<https://www.mindat.org/>); e *Australia Bureau of Statistic (ABS)* (<https://www.abs.gov.au/statistics/standards/australian-statistical-geography-standard-asgs-edition-3/jul2021-jun2026/access-and-downloads/digital-boundary-files>).

### 3.3 CORREÇÃO ATMOSFÉRICA E RECORTE DE IMAGENS

As imagens Landsat e Sentinel são adquiridas com 8 e 16 bits, respectivamente. As imagens foram calibradas radiometricamente, onde os números digitais (ND) dos pixels foram convertidos para valores de reflectância de superfície (RS) através do módulo de correção atmosférica (ATCOR) do software de PDI PCI Geomática 2017 (Cao *et al.* 2012). Posteriormente, as imagens foram recortadas, utilizando ferramentas de *clip (clipping Subsetting)* no mesmo software, com o intuito de delimitar somente a área das minas de ferro, para que os processos posteriores de segmentação e classificação fossem otimizados.

Para melhor contraste dos alvos e interpretação visual das imagens foi aplicado uma composição colorida entre bandas. Sendo 5R4G3B para as imagens Landsat-5 (TM) e 2R8G4B para o Sentinel-2A. Foram gerados também índices de classificação (IC) como o NDVI (*Normalized Difference Vegetation Index*) utilizado para discriminação de áreas vegetadas e de áreas não vegetadas (Huang *et al.* 2021) e o IC *Ferrous Mineral Index* (FMI) utilizado para a caracterização de áreas mineração de minério de ferro (Castellanos-Quiroz *et al.* 2017).

### 3.4 SEGMENTAÇÃO E CLASSIFICAÇÃO

No método GEOBIA inicialmente é realizado processo de segmentação das imagens. Nesta etapa, a imagem é particionada em polígonos menores, não sobrepostos, formados por um agrupamento de pixels homogêneos. Para aplicação deste processo, utilizou-se o segmentador *multiresolution* presente no software eCognition 10.2 (Baatz & Schäpe 2000). Para que o algoritmo *multiresolution* seja executado é necessário inserir alguns parâmetros de

segmentação relacionados as características espectrais e espaciais da imagem, como (i) escala, que define o tamanho e a quantidade de polígonos a ser gerado; (ii) o peso, que define o grau de refinamento da segmentação por banda espectral; (iii) a forma, que está relacionado a característica da geometria do segmento; (iv) o brilho, no qual condiz a resposta espectral média dos pixels agrupados no segmento; e (v) compactidade e suavidade, que caracterizam-se por segmentos que acompanham formas mais retilíneas ou sinuosas a exemplo de estradas e rios (Blaschke 2010). Estes parâmetros fazem com que os segmentos acompanhem o melhor formato das feições a serem discriminadas e diferenciadas em cada banda espectral (Baatz & Schäpe 2000, Souza-Filho *et al.* 2018, Souza-Filho *et al.* 2019). Eles são determinados a partir de pesos ou valores de pertinência que variam de 0 a 1.

Após a segmentação, foi aplicado o método de classificação nas imagens. Neste processo os segmentos semelhantes recebem um significado temático, ou seja, nesta etapa são definidas e separadas as classes de cobertura e uso do solo por classificadores automatizados. Para execução desta técnica foram utilizados os algoritmos *Assign Class* e *Classification* do eCognition 10.2. O *Assign Class* é aplicado para atribuição de um rótulo ou classe nos segmentos gerados. Já o *Classification* reconhece uma determinada classe a partir de uma função de pertinência (lógica *fuzzy*) aplicada para um ou mais objetos. Toda a classificação se deu por método supervisionado, ou seja, foi necessário o treinamento do classificador por amostragem (Tóvári 2006). As classes que representaram distribuição espacial restrita na imagem e apresentavam alta confusão com outras classes, foram classificadas a manualmente (Souza-Filho *et al.* 2018).

### 3.5 DETECÇÃO DE MUDANÇA

A detecção de mudança é um método utilizado para acompanhar a trajetória de uma determinada classe no tempo a partir da intersecção dos mapas multitemporais MCUS (Lu *et al.* 2013a). O objetivo deste processo é analisar se uma classe sofreu alguma mudança para uma outra, ou permaneceu a mesma ao longo de um intervalo de tempo. A exemplo de uma floresta em 1984, que em 2019 passou a ser uma área de pastagem, esta mudança passa ser considerada uma classe de detecção a ser chamada Floresta-Pastagem. Essa abordagem também é conhecida como *from - to* e vem sendo bastante utilizada em trabalhos recentes como: Nascimento *et al.* (2020), Santos *et al.* (2020) e Souza-Filho *et al.* (2018, 2019, 2016). Portanto, está técnica permitiu identificar as principais mudanças das minas estudadas desde a década de 1980 até 2019, e quais as classes de cobertura foram convertidas para a classe mina ou não.

### 3.6 ACURÁCIA DA CLASSIFICAÇÃO

A avaliação da acurácia de classificação foi realizada a partir de coeficientes de concordância de uma matriz de confusão, que estabelece a base para descrever a precisão da classificação e caracterizar os erros. Através da matriz forma estabelecidas medidas confiáveis para a validação da classificação (Foody 2002). A elaboração pôde ser feita por validação de amostras por classe em algum software específico e posteriormente comparado com outra classificação de referência ou alguma outra imagem de mais alta resolução espacial, ou ainda a partir de dados coletados em campo (pontos de controle). Portanto, através da matriz foi avaliada a estatística Kappa (Congalton 1991), bem como acurácia do produtor e usuário, índice kappa global e individual (por classe) e acurácia global (Congalton and Green 2008).

Foi calculado também os erros de quantidade (EQ) e alocação (EA) de acordo com Pontius and Millones (2011). Estes índices, ao contrário do Kappa, analisa a qualidade da classificação com base nos erros do mapeamento, seja por quantidade de área ou omissão entre classes. O EQ está associado a quantidade de área concordantes entre o mapa de referência e o classificado. O EA mostra os erros de deslocamento ou categorização entre o mapa de referência e o classificado (Pontius and Millones 2011).

A matriz de confusão tradicionalmente é um método mais utilizado em classificação baseada em pixel, porém Olofsson et al. (2014) mostra que é indicada mesmo quando a classificação é baseada em objeto. No entanto, é necessário levar em consideração a proporção de área com base na amostra dos pontos de referência, ou seja, o recomendado por Olofsson *et al.* (2014) é que os valores da matriz sejam convertidos para área estimada. Esta abordagem condiz a melhor prática pra avaliação de acurácia para mapas de detecção de mudança.

A contagem absoluta do número de pixels na amostra  $n_{ij}$ , foi convertido para a proporção de área estimada  $\hat{p}_{ij}$ , logo o  $p_{ij}$  é substituído por  $\hat{p}_{ij}$  que é utilizado para amostragem aleatória ou estratificada, Equação 1:

$$\hat{p}_{ij} = W_i \frac{n_{ij}}{n_i} \quad (1)$$

Onde o  $W_i$  é a proporção de área mapeada da classe  $i$  da imagem classificada,  $n_i$  é a soma da classe mapeada das linhas  $(i, k)$  na matriz de confusão, e  $\hat{p}_{ij}$  é a soma da classe  $k$ . Logo a estimativa de área da classe  $k$  é:

$$\hat{A}_k = \hat{p}_k \times A_{\text{total}} \quad (2)$$

Onde  $A$  é a área total mapeada. O erro padrão da área mapeada  $S(\hat{A}_k)$  é dado por:

$$S(\hat{A}_k) = S(\hat{p}_k) \times A_{\text{total}} \quad (3)$$

Uma qualidade de 95% de confiança da acurácia por estimativa de área é obtida por  $\hat{A}_k \pm 1.96 \times S(\hat{A}_k)$ . Para um melhor entendimento, consultar Olofsson *et al.*, (2014). Nascimento *et al.* (2020) e Santos *et al.* (2020) mostram um exemplo de aplicação desta técnica de avaliação de acurácia.

### 3.7 AQUISIÇÃO DE DADOS DE PRODUÇÃO DE MINÉRIO DE FERRO

Foram utilizados dados de produção acumulada anualmente de minério de ferro em cada mina estudada da Austrália e do Brasil. Estes por sua vez, foram adquiridos a partir de relatórios anuais, sumários e boletins publicados nos acervos da USGS, Associação Mundial do Aço (*WorldSteel*) e Agência Nacional de Mineração (ANM). Estes dados também são fornecidos nos websites das principais empresas de mineração responsáveis pelo gerenciamento das minas nestes dois países. Como BHP (<https://www.bhp.com/investors/annual-reporting>), Rio Tinto (<https://www.riotinto.com/invest/reports/annual-report>) e Fortescue Metals Group (<https://www.fmgil.com.au/investors/annual-general-meeting>) na Austrália. E Vale S.A. (<https://www.vale.com/pt/comunicados-resultados-apresentacoes-e-relatorios>), CSN mineração (<https://www.brasilmineral.com.br/noticias/csn-vai-ampliar-capacidade-da-planta>), Arcelormittal (<https://brasil.arcelormittal.com/sala-imprensa/publicacoes-relatorios>) e Gerdau (<https://ri.gerdau.com/divulgacao-e-resultados/central-de-resultados/>) no Brasil.

### 3.8 INDICADOR DE INTENSIDADE DE EXPLOTAÇÃO MINERAL

Para a implementação do indicador de intensidade de exploração mineral foi utilizada a área em quilômetro quadrado somente da classe mina de 2019 e a produção anual de minério de ferro acumulada em toneladas métricas (mt) entre a década de 1980 e 2019. Esta análise foi realizada para cada uma das minas da Austrália e do Brasil. É importante destacar que nem toda mina iniciou suas atividades na década de 1980, a exemplo da mina Jamblebar que foi inaugurada em 2013 na Austrália e a mina de S11D em Carajás no Brasil que iniciou suas atividades em 2016. E algumas minas foram desativadas antes de 2019 devido terem atingido sua capacidade máxima de exploração, como por exemplo a mina Wodgina em Pilbara que em 2017 alcançou o máximo de sua aptidão e a mina Córrego do Meio no QF (Brasil) que finalizou

o máximo de sua produção em 2008. Com base nisso foram gerados gráficos mostrando a relação de área total de solo suprimido pela mineração de ferro com a produção anual por mina para os dois países. Além disso, foi gerado outro gráfico que mostra o indicador de intensidade a partir da métrica da produção de minério de ferro em milhões de toneladas por quilômetro quadrado de área minerada (mt/km<sup>2</sup>).

## 4 RESULTADOS

### 4.1 ARTIGO 1: MUDANÇAS NO USO DO SOLO E PRODUÇÃO DE MINÉRIO DE FERRO EM MINAS A CÉU ABERTO DO BRASIL DE 1984 À 2019: UM INDICADOR DE USO DE INTENSIDADE DO SOLO

#### **Land use changes and iron ore production in open cast mines of Brazil from 1984 to 2019: an indicator of land use intensity<sup>1</sup>**

Diogo Corrêa Santos<sup>1,2</sup>, Pedro Walfir Martins e Souza-Filho<sup>1,2</sup>, João Paulo Nobre Lopes<sup>1,2</sup>

<sup>1</sup> Instituto Tecnológico Vale. Rua Boaventura da Silva, 66055-090 Belém, Pará, Brazil

<sup>2</sup> Universidade Federal do Pará, Geoscience Institute. Av. Augusto Correa 1, 66075-100 Belém, Pará, Brazil

#### **Resumo**

O minério de ferro é um recurso de suma importância para o desenvolvimento industrial e urbano dos países. O Brasil é o segundo maior produtor de minério de ferro do mundo com 430 milhões ton.yr<sup>-1</sup>, produzidas em 2019. Entretanto, pouco se sabe sobre a extensão do uso da terra necessária para produzir minério de ferro na escala das minas produtivas nas maiores províncias minerais do Brasil. O objetivo deste trabalho é estimar a área utilizada para exploração de minério de ferro, assim como a produção de minério acumulada no período de 1984 a 2019, de modo a determinar a intensidade de uso do solo e de produção de minério em milhões de toneladas por quilômetro quadrado para as principais províncias minerais e minas de ferro do Brasil. Para este fim, imagens de satélite Landsat 5 (1984) e Sentinel (2019) foram processadas para mapear as mudanças da cobertura e uso do solo (MCUS) em áreas de minas de ferro a céu aberto nas províncias minerais de Carajás (PA), Corumbá (MS) e Quadrilátero Ferrífero - QF (MG) a partir da técnica de Análise de Imagens Baseado em Objetos Geográficos (GEOBIA). Enquanto os valores de produção de minério de ferro por área minerada foram extraídos dos anuários estatísticos da produção mineral brasileira. Os resultados mostraram que a mineração de ferro entre 1984 a 2019 mudou em Carajás (8,11 – 49,11 km<sup>2</sup>), Corumbá (1,21 – 13,06km<sup>2</sup>) e no QF (100,21 – 235,42 km<sup>2</sup>). A Acurácia global e o índice kappa do conjunto das imagens classificadas ficaram acima de 90% indicando a ótima qualidade do mapeamento. Os dados de produção de minério de ferro acumulada entre os anos de 1984 a 2019 por área minerada mostram que o QF é a região do Brasil que mais produziu minério de ferro neste período (1984 – 2019) chegando a 4.3 bilhões de toneladas métricas (mt) em uma área minerada de 235,61 km<sup>2</sup>, Carajás é a segunda região que mais produziu alcançando 2.6 bilhões (mt) em uma área de 49,08 km<sup>2</sup> e Corumbá ficou com a terceira posição, produzindo 79 mil (mt) em uma área de 13,06 km<sup>2</sup>. A partir da avaliação da intensidade de produção de minério por quilômetro quadrado, Carajás foi a região que apresentou maior intensidade produzindo 59,2 mt/km<sup>2</sup>, seguido do QF e Corumbá que apresentaram intensidades de 18,3 mt/km<sup>2</sup> e 6 mt/km<sup>2</sup>, respectivamente. O estudo concluiu que (1) a área de solo minerado cresceu em todas as regiões da pesquisa, sendo que a maior expansão foi detectada no QF, seguido de Carajás e Corumbá; (2) a alta produção de minério de ferro no Brasil e as MCUS são impulsionadas pela alta demanda dos países asiáticos com destaque para a China; e (3) a relação de área minerada pela produção de minério mostrou que as minas de ferro de Carajás apresenta uma intensidade de produção três vezes maior que a do QF, além de uma melhor qualidade do minério, com destaque para a mina N4N5 em Carajás que apresentou a melhor relação entre produção mineral vs. área minerada.

<sup>1</sup> Artigo Submetido a *Global Environmental Change*.

## 1. Introdução

O minério de ferro é um recurso de extrema importância para o desenvolvimento industrial e urbano dos países (Hao *et al.* 2018; Nakajima *et al.* 2014). Dentre os países que mais produzem minério de ferro estão a Austrália e o Brasil, que produziram 930 e 480 milhões de toneladas de minério em 2019, respectivamente. Ambos também detêm as maiores reservas estimadas de 23 bilhões de toneladas na Austrália e 15 bilhões de toneladas de minério bruto no Brasil (Statista 2019).

Paralelo a isso, a demanda pelo aço aumentou consideravelmente, impulsionada pela crescente industrialização e urbanização dos países asiáticos (China, Índia, Japão) e Estados Unidos (WorlSteel 2019). Dados da Associação Mundial do Aço mostraram que em 2019 a China foi responsável pela produção de 53% de aço do mundo; Índia, Japão e Estados Unidos totalizaram 7%, 6,7% e 5,7%, respectivamente. O total de aço produzido no mundo foi de 1.877 bilhões de toneladas e o Brasil ocupou a nona posição com 1,9% da produção. A produção de ferro é muito superior aos demais elementos (Nakajima *et al.* 2014; Pauliuk, Wang and Müller 2013) e 98% do minério de ferro produzido no mundo é utilizado na fabricação do aço (USGS 2020b).

Concomitante a extração de minério de ferro, paisagens no Brasil vem sendo modificadas pela atividade de mineração (Yu *et al.* 2018), ocasionando principalmente mudanças na cobertura e uso do solo, e impactos socioeconômicos (Bebbington *et al.* 2018). Dentre os principais impactos ambientais observa-se mudanças na topografia e paisagem, alteração da rede de drenagem natural, perda de biodiversidade, supressão da vegetação e do solo que alteram a composição da cobertura do solo (Souza Filho *et al.* 2020). Sobre a atmosfera, ressaltam-se o potencial aumento da temperatura devido à remoção da vegetação e atividades industriais, concentração de partículas em suspensão ocasionados pelo movimento de veículos e outras operações e propagação de fumaça oriunda de detonação com explosivos e escavações (Werner *et al.* 2020). Quando combinados com atividades não-minerárias (agricultura e pecuária) estes impactos são ainda maiores (Sonter, Moran, *et al.* 2014), todavia, além do impacto pela exploração do minério, é necessário uma infraestrutura para operação da mina, para o beneficiamento e para o escoamento da produção que geralmente necessita de construções de ferrovias e portos (Ding *et al.*, 2006).

O minério de ferro no Brasil é explorado em minas a céu aberto e transportados para portos por trens (Santos *et al.* 2020). Em seguida, o minério é transportado para usinas siderúrgicas em todo o mundo, principalmente na Ásia e na Europa (Nakajima *et al.* 2014).

Portanto mapear e quantificar a extensão das minas de ferro a céu aberto e monitorar as mudanças da cobertura e uso do solo (MCUS) ao longo do tempo é muito importante para analisar o quão impactante a atividade de mineração é de fato. Para isso, pesquisas vem sendo realizadas, utilizando como auxílio imagens de satélites orbitais, pois além de serem ferramentas extremamente eficazes, é um método com custo baixo (Lobo *et al.* 2018; Nascimento *et al.* 2020; Souza-Filho *et al.* 2018; Townsend *et al.* 2009).

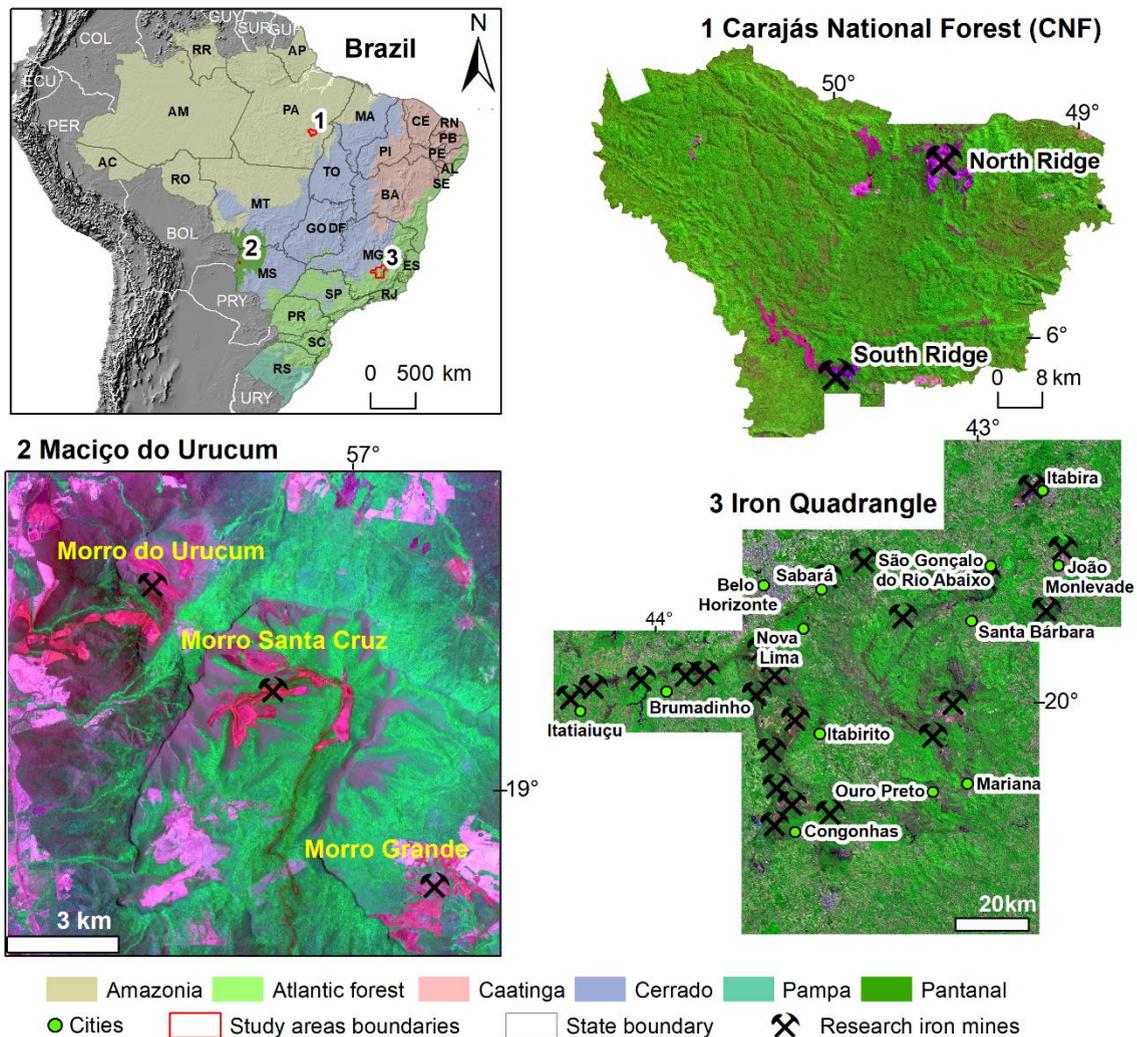
Este artigo explorou o uso de imagens de satélite para avaliar: (i) a extensão da área associada às atividades de mineração; (ii) a produção acumulada de minério de ferro de 1984-2019 por área minerada; e (iii) a intensidade de produção do minério por quilômetro quadrado de área minerada (milhões de toneladas / km<sup>2</sup>) nas principais províncias minerais e minas produtoras de minério de ferro no Brasil.

## 2. Materiais e Métodos

### 2.1 Área de Estudo

O Brasil situado na América do Sul é um dos países mais ricos em biodiversidade do mundo (Myers *et al.* 2000), com seis biomas únicos: Amazônia, Mata Atlântica, Caatinga, Cerrado, Pampa e Pantanal. Esses biomas possuem grandes estoques de carbono em suas florestas (Berenguer *et al.* 2014) e solos e, adicionalmente, possuem as maiores reservas globais de água doce (Hoorfar 2014). Por outro lado, é um dos grandes produtores mundiais de commodities agrícolas e minerais e tem sido um grande contribuinte para as MCUS e emissões de gases de efeito estufa em escala global (Souza *et al.* 2020).

O Brasil é conhecido por ser uma grande potência mineral (Lobo *et al.* 2018; Yu *et al.* 2018) e dentre as principais substâncias produzidas destaca-se o minério de ferro. O país explora um dos minérios de ferro de maior e mais alto teor, acima de 60%, em comparação com a média mundial das demais reservas que chegam a 51.6% (Comtois and Slack 2016; RMMG 2018). Dentre as principais substâncias metálicas produzidas no Brasil, o ferro foi responsável por 72,8% da produção em 2018 (ANM 2020). Segundo a Agência Nacional de Mineração (ANM 2020) a produção total de minério de ferro bruto (ROM) no Brasil, tendo como ano base 2019, foi de pouco mais de 510 milhões de toneladas. Estas produções estão concentradas, nas Regiões do Quadrilátero Ferrífero (QF) no estado de Minas Gerais; na Floresta Nacional de Carajás (FNC), no estado do Pará; e no Maciço do Urucum, em Corumbá, no estado do Mato Grosso do Sul. Juntas, essas regiões são responsáveis por 99% da produção de minério de ferro nacional (Fig. 1).



**Fig.1.** Mapa de localização da área de estudo.

Na Província Mineral de Carajás (PMC), estado do Pará (PA), norte do Brasil, a exploração de minério de ferro ocorre na FNC, mais especificamente na Serra Norte e Serra Sul (Fig. 1), localizada no sudeste do bioma amazônico. A FNC possui aproximadamente 400 mil hectares, onde encontra-se o complexo das minas de ferro N4 e N5 na Serra Norte, cuja exploração foi iniciada em 1985; e o complexo S11D localizado na Serra Sul, inaugurado em 2016. A região é considerada a segunda maior produtora de minério de ferro do Brasil com cerca de 37,3% da produção total, além de possuir o minério de mais alta qualidade (65,6% de teor médio), além de minas de exploração do cobre, níquel, manganês e ouro (ANM 2020). A região também é detentora da segunda maior reserva do país com 19,5% (ANM 2020). A FNC é dominada por um clima tropical úmido, com florestas tropicais densas e cangas típicas do bioma amazônico (Zappi *et al.* 2019); o minério de ferro ocorre associado a afloramentos no topo das montanhas, conhecidos como canga (Souza-Filho *et al.* 2019).

As minas de ferro de Corumbá nos Morros do Urucum, Santa Cruz e Grande, estão

inseridas no bioma pantanal, sudoeste do Brasil (Fig. 1). Ocorrem em uma formação montanhosa denominada Borda Oeste do Pantanal, no qual está inserido o Maciço do Urucum (MU), onde se localizam os depósitos de ferro e manganês (CPRM 2001). A região de Corumbá produz cerca de 0,6% do total de minério de ferro, sendo considerada a terceira maior produtora do Brasil. Contém 2,2% das reservas com teor médio de Fe de 63,7% (ANM 2020), considerado um minério de ótima qualidade. O clima na região é classificado como tropical megatérmico, com temperatura média anual de 25.1°C, precipitação de até 1070 mm anuais, com duas estações bem definidas (Mota 2009).

O QF ocupa 4% do estado de Minas Gerais (MG), sudeste do Brasil, ocupando uma área de aproximadamente 7.000 km<sup>2</sup> (Fig. 1). O QF está situado na transição entre os Biomas Cerrado e Mata Atlântica, na qual possui uma biodiversidade das mais ameaçadas do mundo (Azevedo *et al.* 2012). O QF é considerado a maior província mineral em exploração no Brasil, onde operam 23 minas para exploração de minério de ferro (Fig. 1) tendo como “carro chefe” o minério de bauxita, manganês, ouro e ferro. A região possui 74,4% das reservas de minério de ferro do Brasil, com teor médio de 41,1% e produz cerca de 62%, anualmente (ANM 2020), sendo considerada a maior produtora de bens minerais do país e da América Latina. Quartzitos e itabiritos formam cristas nas altitudes de 1300 a 1600 metros (Azevedo *et al.* 2012). A influência das variações de altitude favorece o surgimento de microclimas com temperatura e umidade bem diferentes da temperatura média anual da região, que se mantém entorno de 20°C, com precipitação que variam entre 1300 e 2100 mm por ano. O clima temperado quente predominante no QF tem duas estações bem definidas: inverno seco e verão chuvoso (Silva 2007).

## 2.2 Aquisição de dados de sensoriamento remoto e arquivos auxiliares

Foram adquiridas quatro cenas Landsat-5 Thematic Mapper (TM) de 1984 (especificações em: Wulder *et al.*, 2019), sendo uma para cobrir as minas da FNC (zona 22 - UTM), uma para Corumbá (zona 21 - UTM) e duas para o QF (zona 23 - UTM). As imagens foram obtidas com 30 m de tamanho de pixel, no formato LIT (Level 1 Terrain), ortorretificadas com sistema de coordenadas Universal Transverse de Mercator (UTM), Datum WGS84, com menos de 10% de cobertura de nuvens. Para o ano de 2019, foram utilizadas sete cenas do satélite Sentinel-2A (especificações em: Wang *et al.*, 2016), sendo que as regiões da FNC e Corumbá compreenderam uma cena cada, e cinco cenas foram necessárias para cobrir a área do QF. As imagens Sentinel-2A foram adquiridas com 10 m de tamanho de pixel, nível-1C,

ortorretificadas, sistemas de coordenadas UTM, e Datum WGS84, com cobertura de nuvens inferiores a 10%. Foi utilizado imagens do sensor Sentinel-2A de menor tamanho de pixel para que mapeamentos futuros a 2019 possam ser executados com a mesma resolução espacial e escala de mapeamento (Souza-Filho *et al.* 2018). Todas as imagens foram obtidas por downloads através do site do Serviço Geológico Americano (U. S. Geological Survey – USGS; <http://earthexplorer.usgs.gov>).

Foram utilizados também arquivos vetoriais para auxílio na geração dos mapas temáticos, como limite de países, limite estadual e municipal adquiridos do site do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística – IBGE (<https://downloads.ibge.gov.br/>); limite dos biomas brasileiros baixados no site do Instituto Chico Mendes (<http://www.icmbio.gov.br/portal/geoprocessamentos/>) e pontos de ocorrência de depósitos e minas de ferro do site da USGS (<https://mrdata.usgs.gov/major-deposits/>) e da Agência Nacional de Mineração - ANM. Por fim, foram utilizadas séries temporais de dados quantitativos da produção de minério por mina, com intuito de coletar a produção acumulada ao longo dos anos de 1984 a 2019. Os dados foram adquiridos a partir de relatórios anuais das empresas responsáveis pela exploração das minas.

### 2.3 Processamento digital de imagens

As imagens Landsat-5 TM e Sentinel-2A foram submetidas ao processo de calibração radiométrica, onde os números digitais dos pixels foram convertidos para valores de reflectância de superfície utilizando o módulo de correção atmosférica, disponível no pacote do software PCI Geomatica (2015). Em seguida, as imagens foram recortadas na ferramenta *Clipping/subsetting* do mesmo software, no contexto das minas produtoras de minério de ferro (Fig. 1), nos dois anos analisados (1985 e 2019), totalizando 56 recortes, com o objetivo de otimizar os processos de classificação e segmentação das imagens.

Para melhor interpretação visual das imagens foi aplicado o processo de composição colorida entre bandas 5R4G3B para as imagens Landsat-5 (TM) e 2R8G4B para o Sentinel-2A. Também foram criados índices de classificação (IC) a partir de aritmética de bandas para melhor visualização das feições nas imagens, como: *Normalized Difference Vegetation Index* – NDVI (Huang *et al.* 2021) e *Ferrous Mineral Index* – FMI (Castellanos-Quiroz *et al.* 2017).

## 2.4 Segmentação e classificação

As imagens foram segmentadas utilizando o algoritmo *multiresolution* no software eCognition 9.0. Para isso foram adicionados vários parâmetros relacionados a extração das características espectrais e físicas das imagens. A segmentação foi realizada nos 56 recortes de imagens referentes a delimitação das minas (FNC, Corumbá e QF) separadamente. Isso foi necessário devido ao tamanho distinto da área das minas nas imagens, localização geográfica, localização geomorfológica-topográfica e geológica, além da diferença na resolução espacial entre as imagens Landsat 5 TM- e Sentinel-2A (Tabela 1). Todos os parâmetros de segmentação foram escolhidos segundo o método heurístico (tentativa e erro) com intuito de destacar feições que se diferenciam em cada banda espectral (Baatz and Schäpe 2000; Souza-Filho *et al.* 2019; Souza-Filho *et al.* 2018).

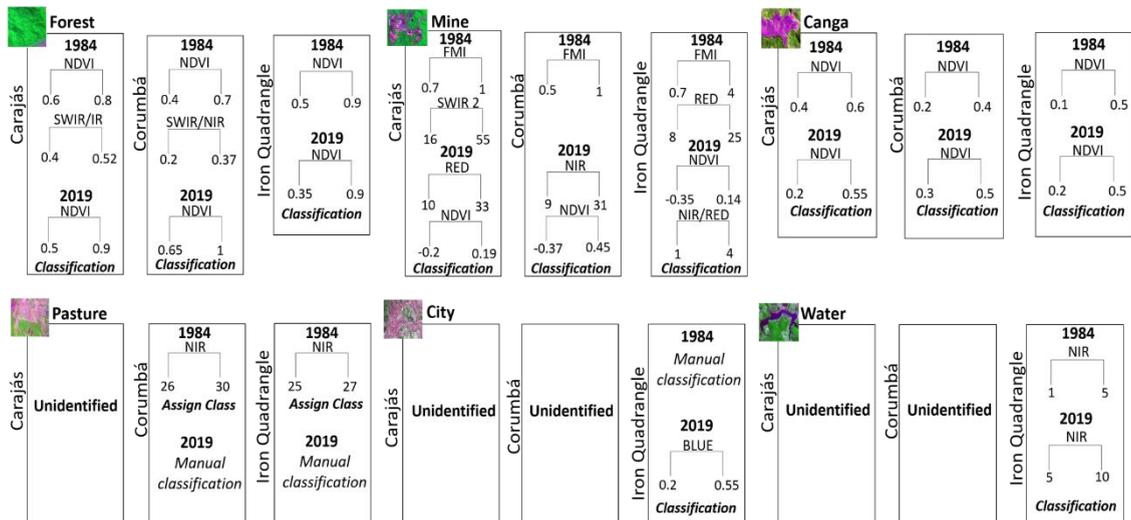
**Tabela 1**

Parâmetros de segmentação utilizados nas imagens Landsat-5 TM e Sentinel-2A.

Regiões/Ano	Escala	Forma	Brilho	Compacidade	Suavidade	Peso
FNC 1984	3	0.1	0.9	0.5	0.5	1
FNC 2019	10	0.1	0.9	0.5	0.5	1
Corumbá 1984	3	0.1	0.9	0.5	0.5	1
Corumbá 2019	3	0.1	0.9	0.5	0.5	1
QF 1984	3, 2, 5	0.1	0.9	0.5	0.5	1
QF 2019	5, 3, 10, 3	0.1	0.9	0.5	0.5	1

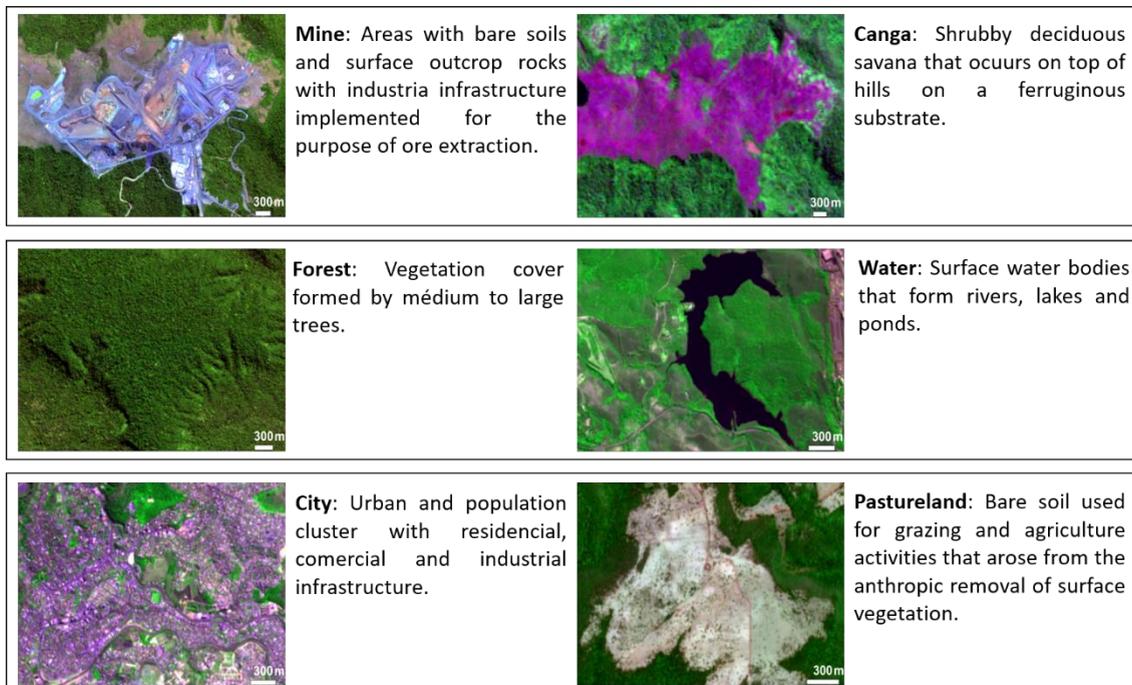
FNC = Floresta Nacional de Carajás, QF = Quadrilátero Ferrífero.

Após a segmentação, as imagens da FNC, Corumbá e QF foram classificadas utilizando a técnica de classificação baseada em objetos geográficos, através dos algoritmos *Assign class* e *Classification* no software eCognition 9.0. Para cada região, FNC, Corumbá e QF, foi gerada uma árvore de processos de classificação diferente. (Fig. 2). Primeiramente, foram classificadas as 28 imagens de 2019, pois trata-se do período em que as feições já sofreram mudanças e em seguida foram classificadas 28 imagens de 1984 com objetivo de analisar se a classe que sofreu mudança em 2019 existe ou não na mesma posição geográfica em 1984. Toda a classificação se deu pelo método supervisionado, ou seja, foi necessário o treinamento de amostras (Tóvári 2006). Quando a classe apresentou pouca distribuição espacial na área ou apresentava alta confusão entre classes, a classificação foi realizada de forma manual (Benz *et al.* 2004; Souza-Filho *et al.* 2018).



**Fig. 2.** Árvore de processos para a classificação das MCUS a partir da classificação orientada a objeto geográfico - GEOBIA. NDVI = *Normalize Difference Vegetation Index*, FMI = *Ferrous Mineral Index*. As linhas que ligam os números representam a função de pertinência que uma classe precisa atender para ser discriminada.

No processo de classificação, além do reconhecimento da classe alvo mina (cavas, siderúrgicas e estradas), foram reconhecidas também mais cinco classes de cobertura e uso da terra: floresta, canga (lagos e vegetação de canga), pastagem (agricultura e pasto), água (rios e lagos) e cidades (cidade, vilas e lugarejos) (Fig. 3).



**Fig. 3.** Descrição das classes de MCUS identificadas nas áreas de mineração de ferro. Imagens obtidas do sensor Sentinel-2A 2019.

É importante salientar que muitos projetos de implantação de mina ainda não existiam em 1984, enquanto em 2019 todas as minas de interesse já estavam implantadas. Para a detecção destas mudanças ao longo deste intervalo de tempo foi adotado o método *from - to*, cuja abordagem permitiu reconhecer a trajetória de uma classe no espaço e no tempo a partir do

cruzamento (intersecção) da classificação. A exemplo de uma floresta em 1984 que virou pastagem em 2019, esta mudança passa ser considerada uma classe de detecção a ser chamada floresta – pastagem (Lu *et al.* 2004; Lu *et al.* 2013b; Nascimento *et al.* 2020; Santos *et al.* 2020; Souza-Filho *et al.* 2019; Souza-Filho *et al.* 2018). Baseado neste método foram reconhecidas oito classes de MCUS, a saber: Floresta - Mina, Canga - Mina, Pastagem - Mina, Floresta - Pastagem, Canga – Pastagem, Floresta – Cidades, Canga – Cidades e Pastagem – Floresta. As classes que não sofreram mudanças neste período foram mapeadas como Floresta – Floresta, Canga – Canga, Mina – Mina, Pastagem – Pastagem, Água - Água e Cidades – Cidades.

### 2.5 Avaliação de acurácia

Para avaliação da acurácia da classificação GEOBIA foram utilizados polígonos (segmentos) como unidades de amostragem. Logo, 2000 pontos foram gerados de forma aleatória e estratificada em imagens de alta resolução do Google Earth Pro para toda área de estudo. Os pontos foram gerados no software PCI Geomática, uma vez que não foi realizado campanha de campo. Este método permite que a quantidade de pontos seja proporcional ao tamanho da classe em cada cena. Em seguida, estes pontos foram comparados a classificação GEOBIA das minas das imagens Landsat-5 TM (1984) e Sentinel-2A (2019). Posteriormente, foi gerado uma matriz de confusão para cada ano. Foram calculados também, acurácia do produtor e usuário, índice kappa por classe, índice kappa global, acurácia global (Congalton 1991) os erros de quantidade (EQ) e alocação (EA) (Pontius and Millones 2011) (Fig. 7).

A matriz de confusão tradicionalmente é um método recomendado mais para a classificação baseada em pixel, porém Olofsson et al. (2014) mostra que é indicada mesmo quando a classificação é baseada em objeto. Para isso, é necessário levar em consideração a proporção de área com base na amostra dos pontos de referência. Ou seja, os valores da matriz são convertidos para área estimada. Esta abordagem condiz a melhor prática para avaliação de acurácia para mapas de detecção de mudança. Portanto, foram gerados 2000 pontos de referência aleatórios e estratificados no PCI Geomática para as imagens de 1984 e 2019 e validados por um terceiro intérprete. A matriz de confusão foi utilizada para o cruzamento-tabular das classes de MCUS com os pontos gerados nas imagens. Em seguida toda matriz foi transformada para proporção de área de acordo com a Equação 1, e posteriormente foi estimada a área mapeada por classe utilizando a Equação 2.

A contagem absoluta do número de pixels na amostra  $n_{ij}$ , é convertida para a proporção de área estimada  $\hat{p}_{ij}$ , logo o  $p_{ij}$  é substituído por  $\hat{p}_{ij}$  que é utilizado para amostragem aleatória

ou estratificada, Equação 1:

$$\hat{p}_{ij} = W_i \frac{n_{ij}}{n_i} \quad (1)$$

Onde o  $W_i$  é a proporção de área mapeada da classe  $i$  da imagem classificada,  $n_i$  é a soma da classe mapeada das linhas  $(i, k)$  na matriz de confusão, e  $\hat{p}_{ij}$  é a soma da classe  $k$ . Logo a estimativa de área da classe  $k$  é:

$$\hat{A}_k = \hat{p}_k \times A_{\text{total}} \quad (2)$$

Onde  $A$  é a área total mapeada. O erro padrão da área mapeada  $S(\hat{A}_k)$  é dado por:

$$S(\hat{A}_k) = S(\hat{p}_k) \times A_{\text{total}} \quad (3)$$

Uma qualidade de 95% de confiança da acurácia por estimativa de área é obtida por  $\hat{A}_k \pm 1.96 \times S(\hat{A}_k)$ , Para um melhor entendimento, consultar Olofsson et al., (2014), Nascimento et al. (2020) e Santos et al. (2020).

## 2.6 Produção de minério de ferro

Os dados de produção de minério de ferro do Brasil foram adquiridos a partir de anuários e relatórios publicados em websites das empresas responsáveis pelo gerenciamento das minas e que também podem ser encontrados na imprensa digital (e.g. <https://www.brasilmineral.com.br/noticias/csn-vai-ampliar-capacidade-da-planta>). Dentre as empresas maiores detentoras das minas de ferro do Brasil estão Vale S.A. (<https://www.vale.com/pt/comunicados-resultados-apresentacoes-e-relatorios>), CSN mineração (<https://www.brasilmineral.com.br/noticias/csn-vai-ampliar-capacidade-da-planta>), Arcelormittal (<https://brasil.arcelormittal.com/sala-imprensa/publicacoes-relatorios>), Gerdau (<https://ri.gerdau.com/divulgacao-e-resultados/central-de-resultados/>) entre outras.

## 2.7 Indicador de intensidade de uso do solo

Nesta etapa foi utilizada a área em quilômetro quadrado somente da classe mina de 2019 e a produção anual de minério de ferro acumulada em toneladas métricas (mt) entre 1984 e 2019. Esta análise foi realizada para cada uma das minas em cada uma das regiões FNC, Corumbá e QF. É importante destacar que nem toda mina iniciou suas atividades em 1984, a exemplo da mina S11D na FNC que foi inaugurada em 2016. Algumas minas foram desativadas antes de 2019 devido terem atingido sua capacidade máxima de exploração, como por exemplo a mina de Córrego do Meio no QF que encerrou as atividades em 2008. Com base nisso foram

gerados dois gráficos mostrando a relação de área total de solo suprimido pela mineração de ferro com a produção por região e por mina. Além disso, foi criado outro gráfico que mostra a intensidade de produção de minério de ferro em milhões de toneladas por quilômetro quadrado de área minerada (mt/km<sup>2</sup>).

### 3. Resultados

#### 3.1 Análise do mapeamento das MCUS

O resultado do mapeamento na região da FNC, em 1984 ano de início das produções do minério de ferro, a mina da Serra Norte (N4N5) compreendia uma área de 8,11 km<sup>2</sup> (8% do total de área mapeada), a Floresta 76,88 km<sup>2</sup> (73%) e a canga 20,27 km<sup>2</sup> (19%). Em 2019, este cenário muda consideravelmente e a área da mina passa a ocupar 42,22 km<sup>2</sup> (40%), a floresta é reduzida para 58,15 km<sup>2</sup> (55%), e a canga para 4,89 km<sup>2</sup> (5%). Na Serra Sul, em 1984, a mina S11D ainda não tinha sido iniciada, portanto a área mapeada neste período era totalmente coberta por floresta (10,47 km<sup>2</sup> - 52%) e canga (9,70 km<sup>2</sup> - 48%). Em 2019, a mina S11D ocupava 7 km<sup>2</sup> (34%), enquanto a cobertura florestal era de 9,70 km<sup>2</sup> (48%), e a canga ocupava 3,52 km<sup>2</sup> (18%) (Fig. 4). Para mais detalhes ver Tabela A1.

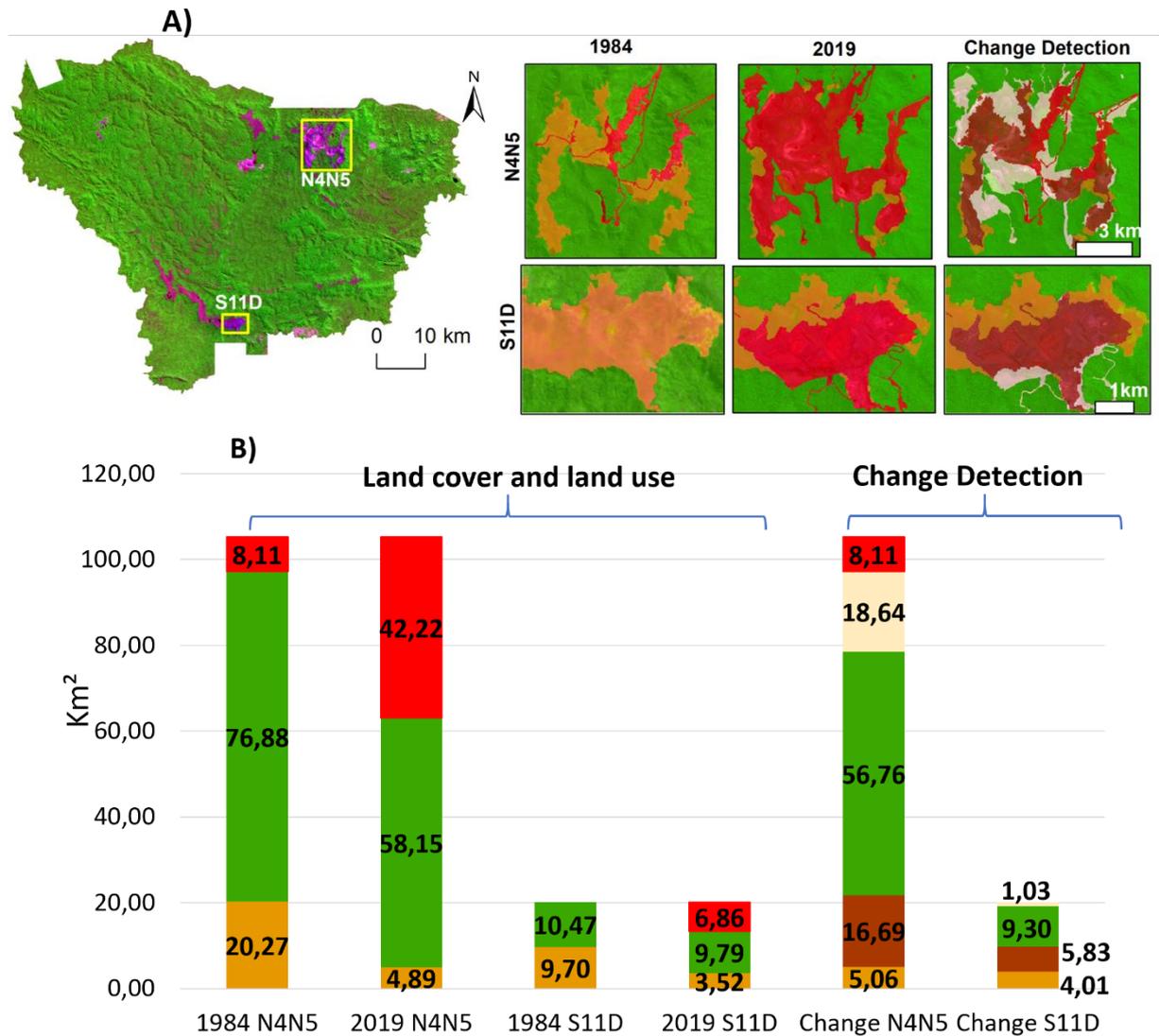
Em 1984, na região de Corumbá, a mina Urucum apresentava extensão de 0,7 km<sup>2</sup> (3%), enquanto as áreas de floresta, canga e pastagem ocupavam 12,52 km<sup>2</sup> (46%), 10,8 km<sup>2</sup> (39%) e 3,38 km<sup>2</sup> (12%) respectivamente. Em 2019, as áreas de mina, floresta, canga e pastagem passaram a ocupar 5,41 km<sup>2</sup> (20%), 12 km<sup>2</sup> (44%), 6,77 (24%) e 3,20 km<sup>2</sup> (12%), respectivamente.

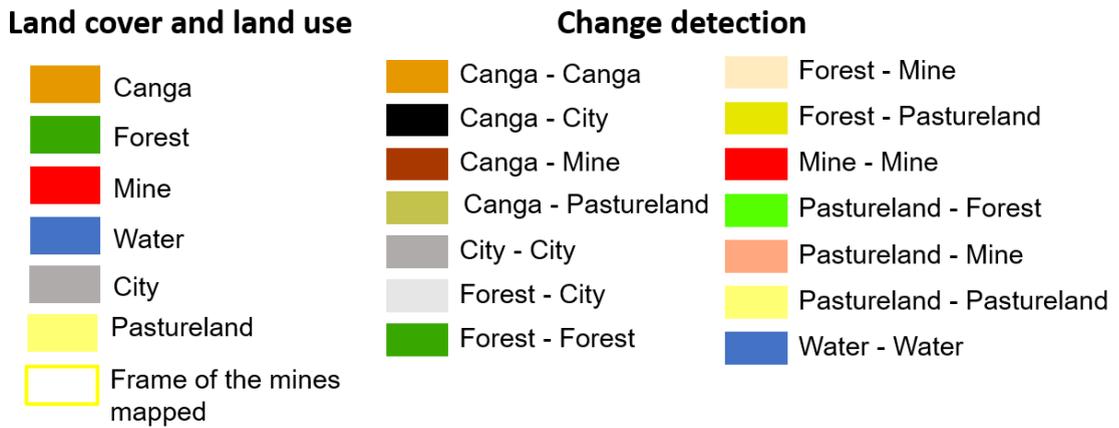
Em 1984, a mina Santa Cruz correspondia a uma área de 0,52 km<sup>2</sup> (3% da área total mapeada), a floresta junto com a canga predominava neste período com 7,89 km<sup>2</sup> (47%) e 6,80 km<sup>2</sup> (40%), respectivamente, sendo identificado ainda 1,73 km<sup>2</sup> (10%) de área de pastagem. Em 2019, a mina se expande para 4,42 km<sup>2</sup> (26%) a área de floresta avança para 8,57 km<sup>2</sup> (51%) e a área da canga decresce para 4 km<sup>2</sup> (23%).

Na área da mina Vetorial, em 1984, a mesma ainda não havia sido implantada. A área era ocupada por 7,48 km<sup>2</sup> (66%) de floresta, 0,75 km<sup>2</sup> (7%) de canga e 3,10 km<sup>2</sup> (27%) de pastagem. Em 2019, a área de mina ocupava 3,23 km<sup>2</sup> (29%), a Canga foi completamente suprimida e a área de floresta passa a ocupar 6,04 km<sup>2</sup> (53%) e a pastagem atinge 2,05 km<sup>2</sup> (18%) (Fig. 5). Para mais detalhes ver Tabela A1.

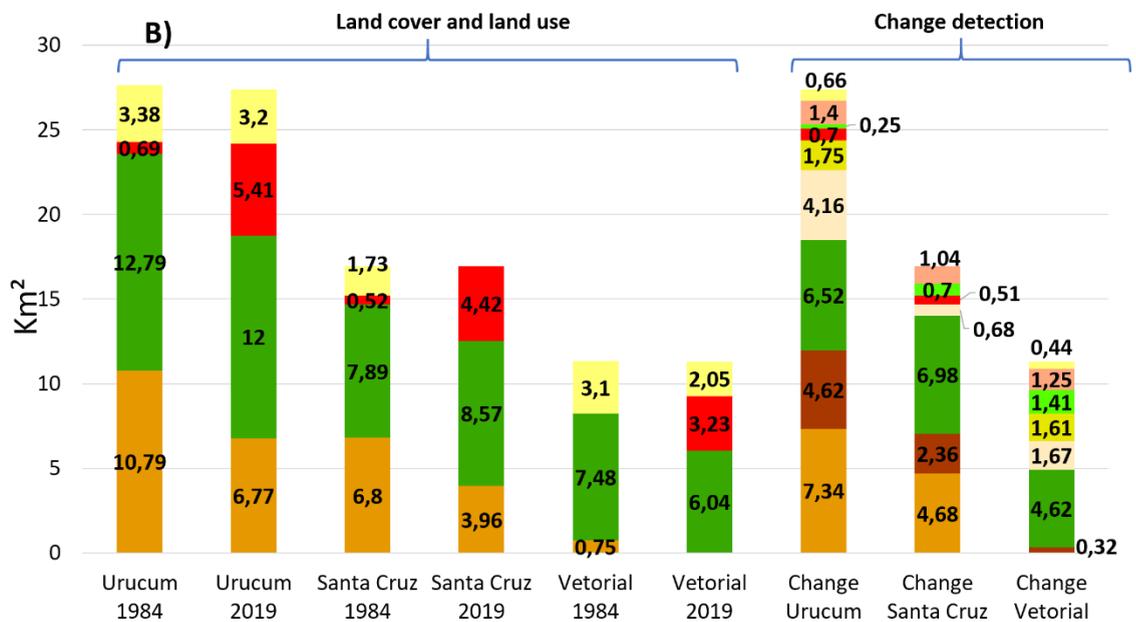
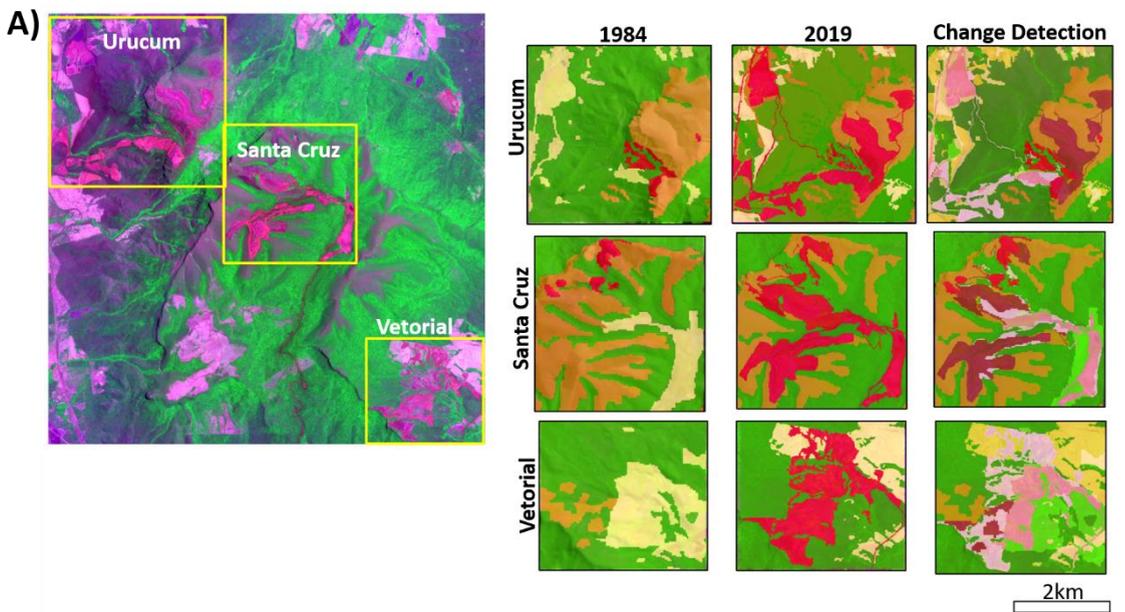
No QF foram classificadas 23 minas, cuja dinâmica pode ser observada na Tabela A1. Ao todo foram mapeado 100,21 km<sup>2</sup> (6%) de área de mina em 1984 e 235,42 km<sup>2</sup> (15%) em

2019, 369,31 km<sup>2</sup> (23%) de Floresta em 1984 e 335,83 km<sup>2</sup> (21%) em 2019. A canga em 1984 cobria uma área de 285,55 km<sup>2</sup> (18%) e 158,59 km<sup>2</sup> (10%) em 2019. Foi encontrado também 16,22 km<sup>2</sup> (1%) de área de pastagem em 1984 e 31,35 km<sup>2</sup> (2%) em 2019. Para a classe cidade em 1984 foi mapeado uma extensão de 13 km<sup>2</sup> (1%) e 23,47 km<sup>2</sup> (2%) em 2019. Uma área de 1,24 km<sup>2</sup> (0,5%) em 1984 e 0,89 km<sup>2</sup> (0,5%) em 2019 foi discriminado como água. (Fig. 6).

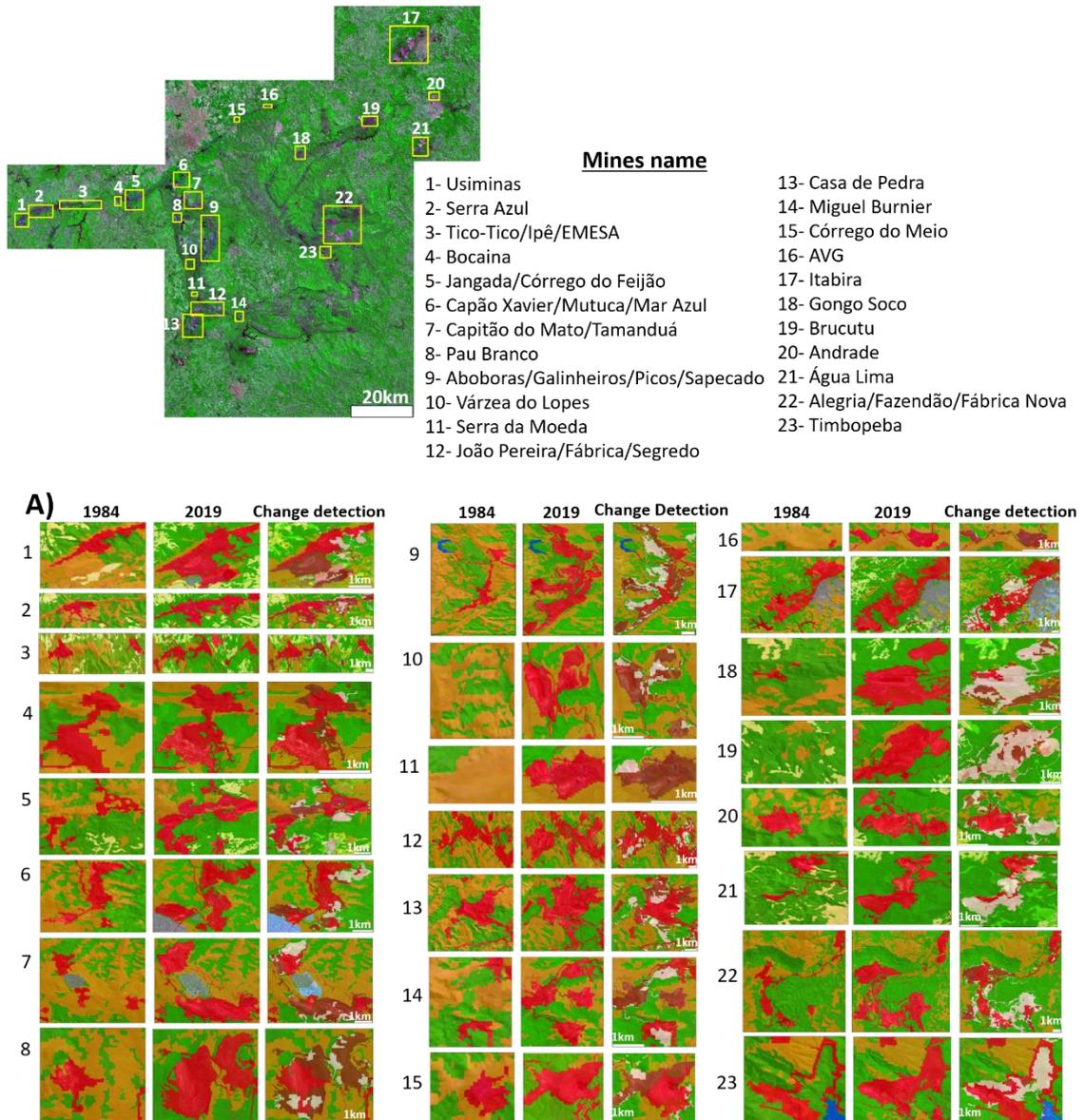


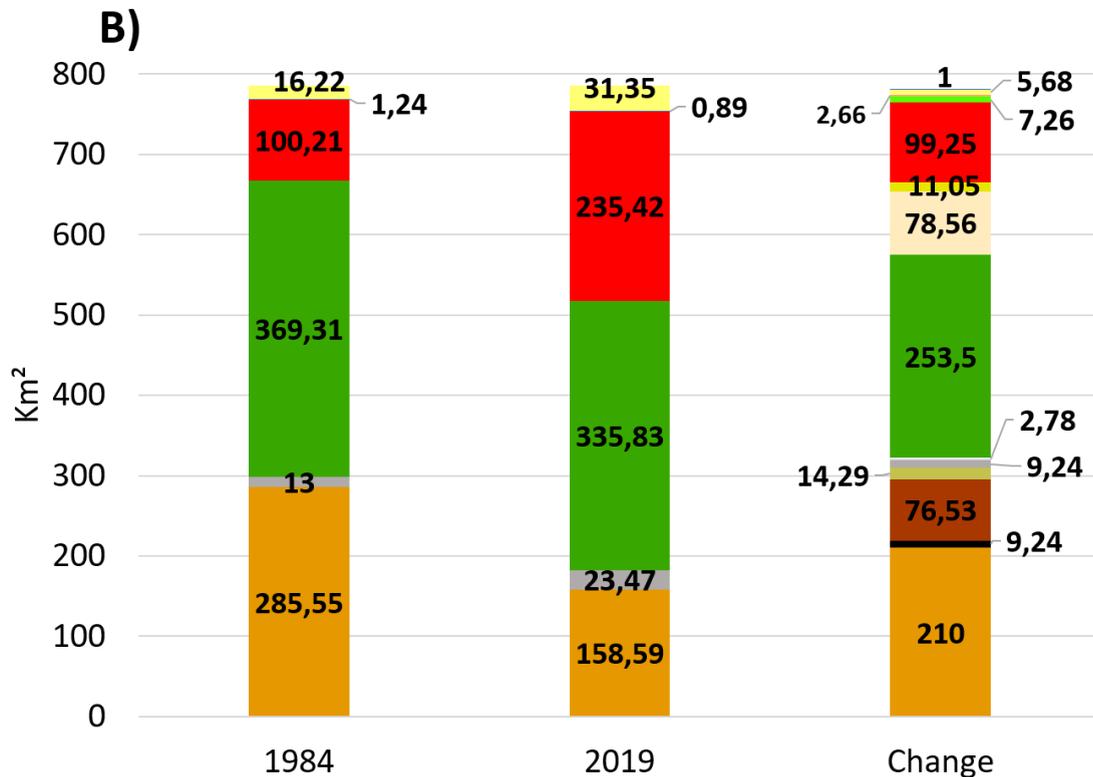


**Fig. 4.** A) Mapa de cobertura e uso do solo e detecção de mudanças das minas da Floresta Nacional de Carajás, Pará. B) Área ocupada por cada classe de cobertura e uso do solo e classe de detecção de mudança nas minas de N4-N5 e S11D.



**Fig. 5.** A) Mapa de cobertura e uso do solo e detecção de mudanças das minas da região de Corumbá, Mato Grosso do Sul. B) Área ocupada por cada classe de cobertura e uso do solo e classe de detecção de mudança nas minas de Urucum, Santa Cruz e Vitorial. Ver legenda das classes de cobertura e uso do solo e detecção de mudança na Figura 3.





**Fig. 6.** A) Mapa de cobertura e uso do solo e detecção de mudanças das minas do QF, Minas Gerais. B) Área total ocupada por cada classe de cobertura e uso do solo e classe de detecção de mudança nas minas do QF. Ver legenda das classes de cobertura e uso do solo e detecção de mudança da Figura 4.

### 3.2 Análise da detecção de mudanças

No processo de detecção de mudança no complexo N4N5, as classes Mina-Mina (8,11 km<sup>2</sup>, 8%), Floresta-Floresta (56,76 km<sup>2</sup>, 54%) e Canga-Canga (5,06 km<sup>2</sup>, 5%) correspondem as classes que não sofreram mudança de 1984 para 2019. No entanto, 16,7 km<sup>2</sup> (15%) de canga foram convertidos para mina (Canga-Mina) e 18,64 km<sup>2</sup> (18%) de área de floresta tornaram-se área de mina (Floresta-Mina). Já na mina S11D, 9,30 km<sup>2</sup> (46%) de Floresta-Floresta e 4,01 km<sup>2</sup> (20%) de Canga-Canga não sofreram alteração, enquanto as classes alteradas foram Canga-Mina com 5,83 km<sup>2</sup> (29%) e Floresta-Mina com 1,03 km<sup>2</sup> (5%) (Fig. 4).

Na mina Urucum em Corumbá foram encontradas quatro classes que não sofreram mudança: Mina-Mina (0,70 km<sup>2</sup>, 3%), Floresta-Floresta (6,52 km<sup>2</sup>, 24%), Canga-Canga (7,32 km<sup>2</sup>, 27%) e Pastagem-Pastagem (0,66 km<sup>2</sup>, 2%). As classes que mudaram estão distribuídas em 4,62 km<sup>2</sup> (17%) de Canga-Mina; 4,16 km<sup>2</sup> (15%) de Floresta-Mina; 1,40 km<sup>2</sup> (5%) de Pastagem-Mina; 1,75 km<sup>2</sup> (6%) de Floresta-Pastagem e somente 1% de área regenerada (Pastagem-Floresta). Na mina Santa Cruz, 6,98 km<sup>2</sup> (41%) e 4,68 km<sup>2</sup> (28%) permaneceram como floresta (Floresta-Floresta) e canga (Canga-Canga), respectivamente. A área não alterada de mina (Mina-Mina) aparece com 0,51 km<sup>2</sup> (3%); a canga convertida para mina (Canga-Mina)

totalizou 2,36 km<sup>2</sup> (14%), a Floresta-Mina 0,7 km<sup>2</sup> (4%), Pastagem-Mina 1,04 km<sup>2</sup> (6%) e de Pastagem-Floresta 0,7 km<sup>2</sup> (4%). Para a mina Vetorial foram identificadas duas classes inalteradas: Floresta-Floresta (4,62 km<sup>2</sup>, 41%) e Pastagem-Pastagem (0,44 km<sup>2</sup>, 4%). As classes que sofreram as maiores mudanças foram: Floresta-Pastagem (1,61 km<sup>2</sup>, 14%), Pastagem-Floresta (1,41 km<sup>2</sup>, 12%), Pastagem-Mina (1,25 km<sup>2</sup>, 11%), Floresta-Mina (1,67 km<sup>2</sup>, 15%) e Canga-Mina (0,32 km<sup>2</sup>, 3%) (Fig. 5).

A análise das MCUS para o QF pode ser melhor analisada na Tabela A2. No Geral as classes que não sofreram alteração foram categorizadas como Canga-Canga (210 km<sup>2</sup>; 27%), Cidade-Cidade (13,28 km<sup>2</sup>; 2%), Floresta-Floresta (253,5 km<sup>2</sup>; 31%), Mina-Mina (99,25 km<sup>2</sup>; 13%), Pastagem-Pastagem (5,68 km<sup>2</sup>; 1%) e Água-Água (1 km<sup>2</sup>; 1%). Já as classes que mudaram são caracterizadas como Canga-Cidade (9,24 km<sup>2</sup>; 1%), Canga-Mina (76,53 km<sup>2</sup>, 10%), Canga-Pastagem (14,29 km<sup>2</sup>; 2%), Floresta-Cidade (2,78 km<sup>2</sup>; 1%), Floresta-Mina (78,56 km<sup>2</sup>; 10%), Floresta-Pastagem (11,05 km<sup>2</sup>; 2%), Pastagem-Floresta (7,26 km<sup>2</sup>; 1%) e Pastagem-Mina (2,66 km<sup>2</sup>; 1%) (Fig. 6).

### 3.3 Avaliação de acurácia

Com base na avaliação de 2000 pontos gerados em toda as cenas da área de estudo, a acurácia global do mapeamento da cobertura e uso da terra variou entre 93% a 94%, sendo que a menor acurácia foi obtida em 2019 e a maior 1984.

O índice Kappa Global apresentou valores semelhantes com 93% para 1984 e 92% para 2019. Todos os valores do Kappa por classe da classificação de 1984 apresentaram-se acima de 0,90, com exceção da pastagem (0,86) que sofreu confusão com as classes canga e floresta. Para o ano de 2019, o Kappa por classe da canga (0,85) foi o único que ficou abaixo de 0,90 devido a maior confusão com a classe floresta.

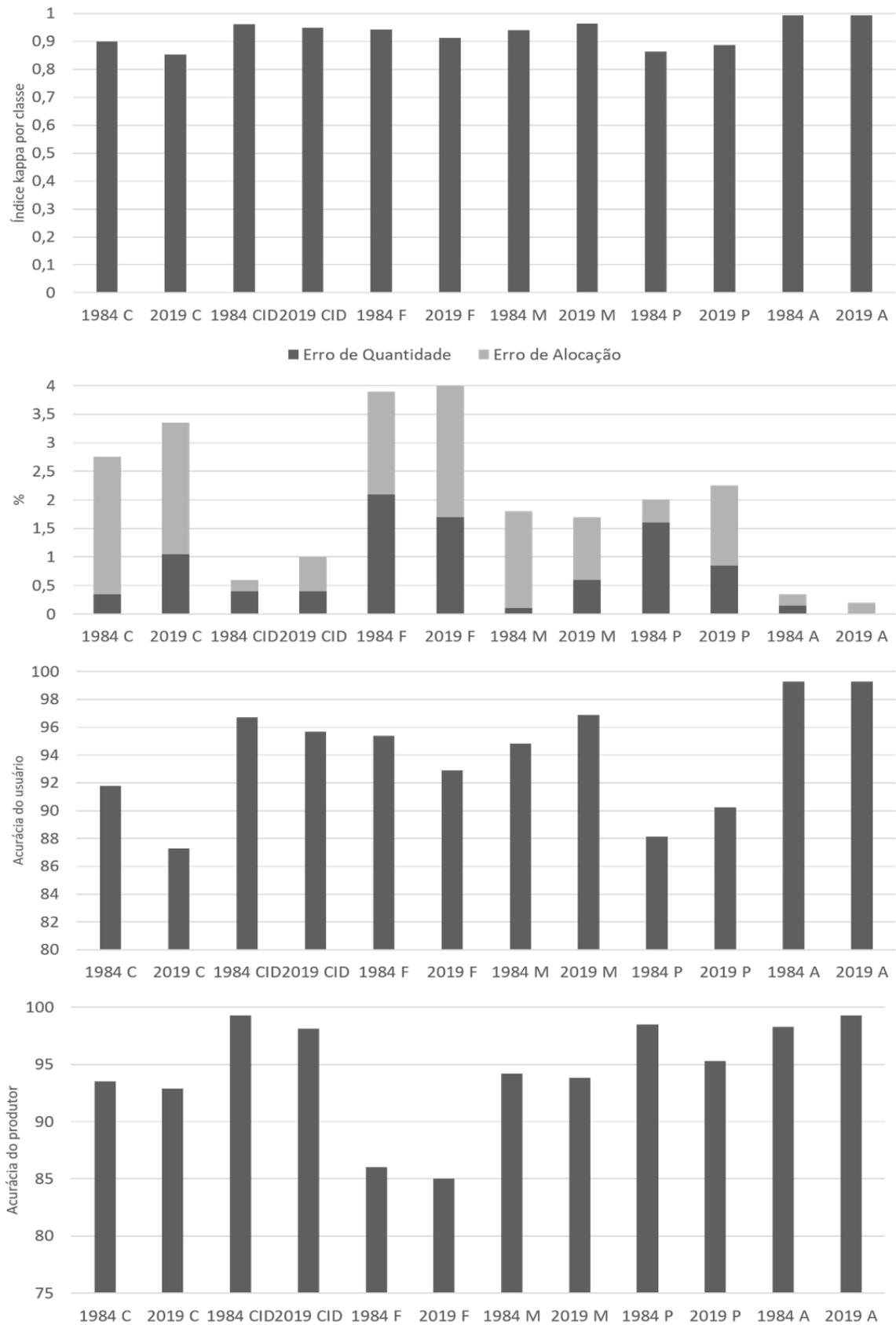
Os erros de Quantidade (EQ) e Alocação (EA) por classe deram abaixo de 2,1% e 2,6%, respectivamente. A maioria dos valores de acurácia do usuário (AU) e do produtor (AP) se mostraram acima de 90% para todas as classes, com exceção da canga que exibiu AU de 87% em 2019 e floresta que apresentou AP de 86% e 85% em 1984 e 2019, respectivamente (Fig. 6). O EA permitiu avaliar as incompatibilidades, contribuindo para a detecção de falsas transições entre as classes de referência e a classificação. O EQ foi de suma importância para o cálculo das diferenças de área das classes entre as classificações (Souza-Filho *et al.* 2018). Os resultados ilustrados na Fig. 7, mostram que os valores de EA são frequentemente maiores que o EQ, indicando que a quantidade das áreas das classes analisadas entre a classificação e a

referência está quantitativamente bem avaliada, contribuindo assim para uma melhor análise da detecção de mudança.

A avaliação de acurácia das classes de detecção de mudança foi realizada por estimativa de área no qual foi utilizado a Equação 2 e Equação 3. Como exemplo, a área estimada da classe mina – mina (M-M) é  $\hat{A}_k = \hat{p}_k \times A_{total} = 0,114 \times 966 = 110,124 \text{ km}^2$ . Portanto, a área desta classe foi superestimada em 1,55 km<sup>2</sup>. Logo, foi identificada uma área minerada com intervalo de confiança de 95% igual a  $110 \pm 4$  (Tabela 3B).

A acurácia global da estimativa de área da detecção de mudança foi de 96% (Tabela 3B). A acurácia do usuário variou entre 80,3% (floresta - cidade; F-CID) a 99% (água-água; A-A) e acurácia do produtor entre 79% (canga – cidade; C-CID) a 100% (água-água; A-A). Esses resultados garantem uma maior confiabilidade na identificação das classes de detecção de mudança mapeadas nas imagens de 1984 e 2019.

O EQ geral calculado para as classes de detecção de mudanças apresentou valor igual a 2,5. Isso indica que a quantidade das áreas das classes analisadas entre a classificação e a referência está quantitativamente bem avaliada. O EA geral encontrado foi de 3,9, este valor considerado baixo (Pontius and Millones 2011), mostra que houve pouco erro de categorias trocadas, ou seja, a maioria das classes estão na posição espacial e atribuição semântica corretas.



**Fig. 7.** Índices de acurácia por classe para as imagens de 1984 e 2019 para todas as minas de ferro do Brasil mapeadas na pesquisa. A é Água, C é Canga, CID é Cidade, F é Floresta, M é Mina e P é Pastagem.

**Tabela 3**

Matriz de confusão com base na classificação das classes de mudança da cobertura e uso da terra (MCUS) (A) e por estimativa de proporção de área (B). C = Canga, CID = Cidade, M = Mina, P = Pastagem, F = Floresta, A = Água, W = proporção de área mapeada.

A)

Area	LCLU	C-C	C-CID	C-M	C-P	CID-CID	F-CID	F-F	F-M	F-P	M-M	P-F	P-M	P-P	A-A	Totals
231,10	C-C	136	1	1	0	0	0	4	0	0	1	0	0	0	0	143
9,24	C-CID	4	157	0	0	2	2	1	0	0	0	1	0	0	0	167
106,35	C-M	4	0	132	0	0	0	0	4	1	3	0	0	0	0	144
14,29	C-P	2	0	1	146	0	0	0	0	3	0	0	0	0	0	152
13,28	CID-CID	1	3	0	0	121	0	0	0	0	0	0	0	0	0	125
2,78	F-CID	0	12	0	2	2	98	6	0	1	1	0	0	0	0	122
337,67	F-F	2	0	0	0	0	0	149	2	0	0	0	0	0	0	153
104,74	F-M	0	0	3	0	0	0	2	149	0	0	0	1	0	0	155
14,41	F-P	1	0	0	6	0	1	12	2	114	0	0	0	0	0	136
108,57	M-M	0	0	2	0	0	0	1	1	0	160	0	0	0	0	164
9,62	P-F	0	1	0	0	0	0	4	1	0	0	125	3	9	0	143
6,34	P-M	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	5	111	0	0	118
6,78	P-P	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0	7	0	130	0	139
0,83	A-A	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	138	139
966	<b>Totals</b>	<b>150,0</b>	<b>174,0</b>	<b>139,0</b>	<b>154,0</b>	<b>125,0</b>	<b>101,0</b>	<b>181,0</b>	<b>161,0</b>	<b>120,0</b>	<b>165,0</b>	<b>138,0</b>	<b>115,0</b>	<b>139,0</b>	<b>138,0</b>	<b>2000,0</b>
	<b>Producer's accuracy</b>	90,7	90,2	95,0	94,8	96,8	97,0	82,3	92,5	95,0	97,0	90,6	96,5	93,5	100,0	
	<b>User's accuracy</b>	95,1	94,0	91,7	96,1	96,8	80,3	97,4	96,1	83,8	97,6	87,4	94,1	93,5	99,3	
	<b>Kappa per class</b>	0,95	0,93	0,91	0,96	0,97	0,79	0,97	0,96	0,83	0,97	0,87	0,94	0,93	0,99	
	<b>Agreement</b>	136,00	157,00	132,00	146,00	121,00	98,00	149,00	149,00	114,00	160,00	125,00	111,00	130,00	138,00	1866,0
	<b>By chance</b>	10,73	14,53	10,01	11,70	7,81	6,16	13,85	12,48	8,16	13,53	9,87	6,79	9,66	9,59	144,9
	<b>Overall accuracy=</b>	0,933														
	<b>Kappa index =</b>	0,928														

B)

W	LCLU	C-C	C-CID	C-M	C-P	CID-CID	F-CID	F-F	F-M	F-P	M-M	P-F	P-M	P-P	A-A	Totals
0,239	C-C	0,228	0,002	0,002	0,000	0,000	0,000	0,007	0,000	0,000	0,002	0,000	0,000	0,000	0,000	0,239
0,010	C-CID	0,000	0,009	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,010
0,110	C-M	0,003	0,000	0,101	0,000	0,000	0,000	0,000	0,003	0,001	0,002	0,000	0,000	0,000	0,000	0,110
0,015	C-P	0,000	0,000	0,000	0,014	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,015
0,014	CID-CID	0,000	0,000	0,000	0,000	0,013	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,014
0,003	F-CID	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,002	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,003
0,350	F-F	0,005	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,340	0,005	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,349555
0,108	F-M	0,000	0,000	0,002	0,000	0,000	0,000	0,001	0,104	0,000	0,000	0,000	0,001	0,000	0,000	0,108427
0,015	F-P	0,000	0,000	0,000	0,001	0,000	0,000	0,001	0,000	0,013	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,014917
0,112	M-M	0,000	0,000	0,001	0,000	0,000	0,000	0,001	0,001	0,000	0,110	0,000	0,000	0,000	0,000	0,112
0,010	P-F	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,009	0,000	0,001	0,000	0,010
0,007	P-M	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,006	0,000	0,000	0,007
0,007	P-P	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,007	0,000	0,007
0,001	A-A	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,001	0,000859
1,000	<b>Totals</b>	<b>0,236</b>	<b>0,011</b>	<b>0,106</b>	<b>0,015</b>	<b>0,013</b>	<b>0,003</b>	<b>0,351</b>	<b>0,113</b>	<b>0,014</b>	<b>0,114</b>	<b>0,009</b>	<b>0,007</b>	<b>0,007</b>	<b>0,001</b>	<b>1,0</b>
	<b>Producer's accuracy</b>	96,5	79,2	95,1	95,3	98,8	91,2	96,973	92,285	91,708	96,489	92,667	87,173	91,284	100,000	
	<b>User's accuracy</b>	95,1	94,0	91,7	96,1	96,8	80,3	97,386	96,129	83,824	97,561	87,413	94,068	93,525	99,281	
	<b>Area</b>	227,8	11,0	102,5	14,4	13,0	2,4	339,10722	109,1024	13,17112	109,7764	9,074503	6,841458	6,946462	0,824029	
	<b>Margin of error (95%):</b>															
	<b>+/-</b>	10,6	3,2	6,2	0,7	0,4	0,3	10,8	7,5	1,7	4,0	0,1	1,3	0,0	0,0	
	<b>Area:</b>	228 ± 11	11 ± 3	103 ± 6	14 ± 1	13 ± 0	2 ± 0	339 ± 11	109 ± 7	13 ± 2	110 ± 4	9 ± 0	7 ± 1	7 ± 0	1 ± 0	
	<b>Overall accuracy=</b>	0,96														

### 3.4 Relação das MCUS com a produção de minério de ferro

Nesta etapa foi analisada a relação da área minerada com a produção acumulada de minério de ferro em toneladas métricas (mt) ao longo dos anos (1984 a 2019), por região e por mina (Fig. 8). Ao todo foram produzidos 7.03 bilhões de minério de ferro no Brasil entre 1984 e 2019 em uma área minerada de 297,75 km<sup>2</sup>, com uma produção equivalente de 23,6 mt/km<sup>2</sup>.

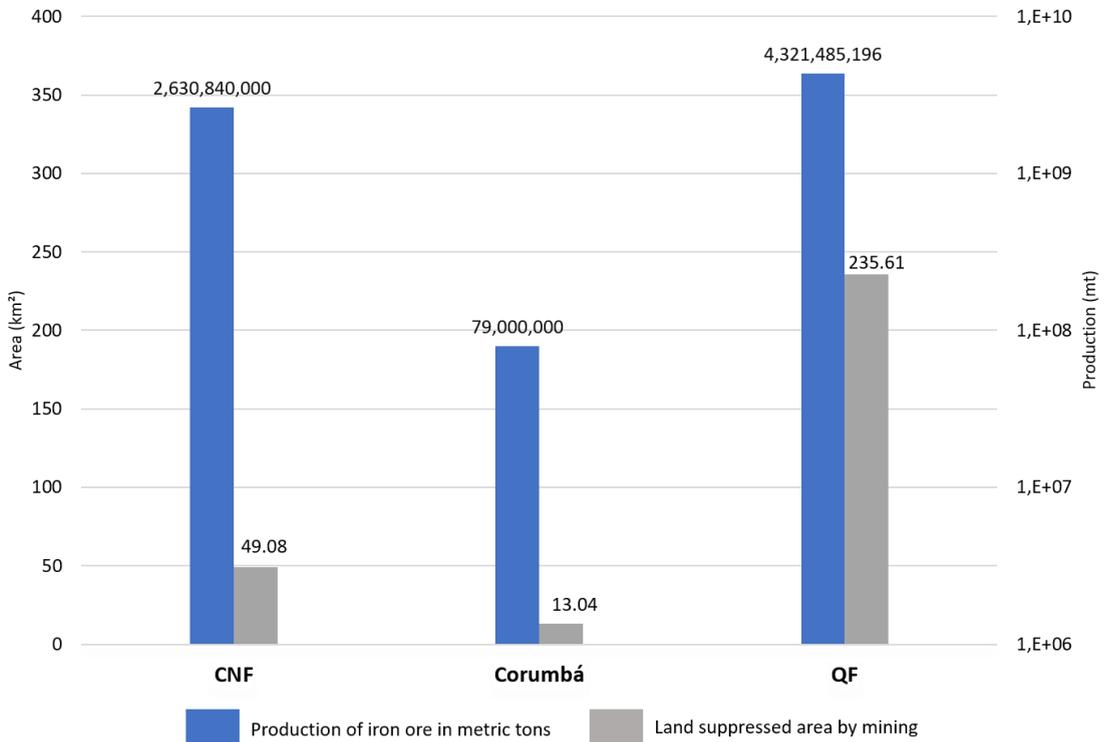
Os resultados mostraram que na região da FNC o total de área minerada foi de 49,08 km<sup>2</sup> para produção de 2,6 bilhões de toneladas de minério, o que equivale a 53,6 mt/km<sup>2</sup>. Deste

total, a mina N4N5 foi responsável pela maior produção, alcançando 2,5 bilhões de toneladas em uma área de 42,22 km<sup>2</sup> (59,2 mt/km<sup>2</sup>), enquanto a mina S11D ocupou 7 km<sup>2</sup> e produziu 154,0 milhões de toneladas (22,4 mt/km<sup>2</sup>).

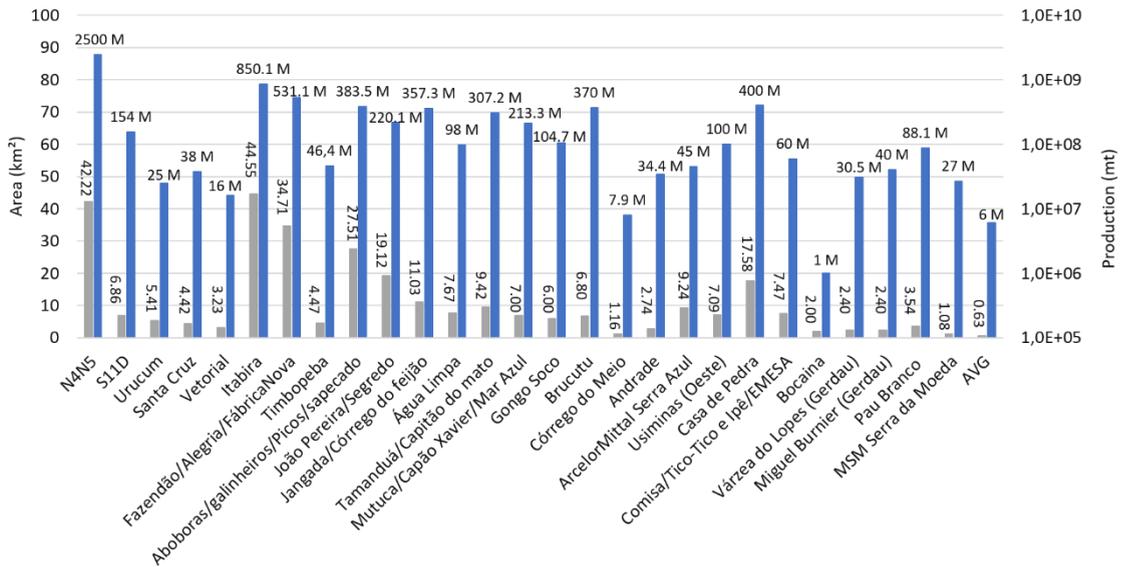
Na região de Corumbá, a mineração de ferro se estende por uma área de 13,06 km<sup>2</sup> para uma produção de 79,0 milhões (6,0 mt/km<sup>2</sup>). As minas de Urucum, Santa Cruz e Vetorial apresentaram áreas mineradas de 5,41 km<sup>2</sup>, 4,42 km<sup>2</sup> e 3,23 km<sup>2</sup> e produção de 25,0, 38,0 e 16,0 milhões de toneladas, que representa uma produção de 4,6 mt/km<sup>2</sup>, 8,6 mt/km<sup>2</sup>, e 4,9 mt/km<sup>2</sup>, respectivamente.

O QF foi a região que mais produziu minério de ferro de 1984 a 2019, chegando a 4,3 bilhões de toneladas em uma área minerada de 235,61 km<sup>2</sup>, o que equivale a 18,3 mt/km<sup>2</sup>. As cinco minas de maiores produções de minério de ferro são: Itabira, responsável por uma produção de 850,1 milhões toneladas em uma área de 44,55 km<sup>2</sup> (19,1 mt/km<sup>2</sup>); complexo Fazendão/Alegria/Fábrica Nova com produção de 531,1 milhões em uma área de 34,71 km<sup>2</sup> (15,3 mt/km<sup>2</sup>); mina Casa de Pedra com produção de 400,0 milhões em uma área de 17,58 km<sup>2</sup> (22,7 mt/km<sup>2</sup>); complexo Aboboras/galinheiros/Picos/Sapecado com produção de 383,5 milhões em uma área de 27,51 km<sup>2</sup> (13,9 mt/km<sup>2</sup>); e complexo Jangada/Córrego do Feijão com produção de 357,3 milhões em uma área de 11,03 km<sup>2</sup> (32,4 mt/km<sup>2</sup>). Dentre as minas com menor produção encontram-se a mina de Bocaina com produção de 1,0 milhões em uma área de 2,0 km<sup>2</sup> (0,5 mt/km<sup>2</sup>), mina AVG com produção de 6,0 milhões em uma área de 0,63 km<sup>2</sup> (6,0 mt/km<sup>2</sup>) e mina Córrego do Meio com produção de 7,9 milhões em uma área de 1,16 km<sup>2</sup> (6,8 mt/km<sup>2</sup>). Os resultados referentes as demais minas analisadas podem ser observadas na Fig. 8.

A)



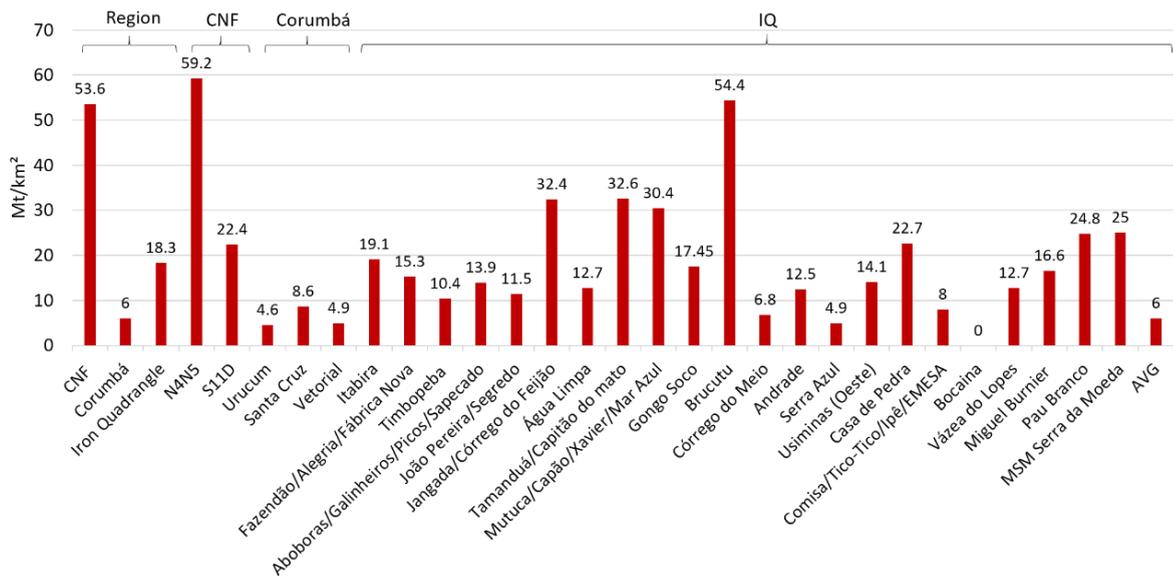
B)



**Fig. 8.** Relação de área minerada (km<sup>2</sup>) por produção acumulada de minério de ferro em milhões de toneladas por região (A) e por mina (B).

A Fig. 9 apresenta os resultados do indicador de intensidade de uso do solo que foi desenvolvido a partir da produção de minério de ferro em milhões de toneladas por quilômetro quadrado de área minerada, por região e por mina. Com base na relação das MCUS com a produção de minério de ferro, a região que apresentou a maior intensidade de uso do solo foi a FNC com 53,6 mt/km<sup>2</sup>, seguido do QF (18,3 mt/km<sup>2</sup>) e Corumbá (6,0 mt/km<sup>2</sup>). Em detalhe, podemos observar que as minas que apresentaram maiores intensidade de produção foram a

mina N4N5 na FNC que em cada quilômetro quadrado produziu 59.2 milhões de toneladas de minério de ferro entre 1984 e 2019 e a mina Brucutu no QF, onde para cada quilômetro quadrado a mina já produziu 54,4 milhões. Destaque também para a mina de Tamanduá/Capitão do Mato no QF cuja a intensidade de produção até 2019 foi de 32.6 mt/km<sup>2</sup> e o complexo das minas Jangada/Córrego do Feijão no qual a intensidade atingiu 32.4 milhões de minério por quilômetro quadrado. As minas com menor intensidade de produção são a Bocaina com 500 mil toneladas por quilômetro quadrado e a mina de Urucum em Corumbá que produziu 4.6 milhões por quilômetro quadrado (Fig. 9).



**Fig. 9.** Intensidade de uso das áreas mineradas (milhões de toneladas / km<sup>2</sup>). As barras em vermelho representam a intensidade da produção (mt) acumulada por quilômetro quadrado de área minerada.

## 4. Discussão

### 4.1 Análise das MCUS nos biomas brasileiros pela mineração de ferro

É possível observar que cada área de estudo da pesquisa tem suas especificidades para exploração do minério de ferro. A localização geográfica, características geológicas e topográficas, diferença de paisagem dos diferentes biomas e tecnologia de exploração, são fatores que contribuem para as diferentes mudanças de uso do solo nas minas de ferro do Brasil.

Em um contexto regional a atividade de mineração de ferro na Amazônia tem contribuição periférica ao desflorestamento, quando comparado com as atividades de pastagem e agricultura (Souza-Filho *et al.* 2015; Souza-Filho *et al.* 2018).

O trabalho da rede de colaboradores MapBiomas (MapBiomas 2020; Souza *et al.* 2020) mostrou que entre 1985 a 2019 a Amazônia perdeu 440.000 km<sup>2</sup> de floresta natural só para a prática da pastagem e agricultura. Trata-se de uma área 10.000 vezes maior que a área

legalmente suprimida pela atividade de mineração de minério de ferro na Amazônia (Fig. 8A). A extração de minério de ferro na região ocorre dentro da área protegida FNC, que apresenta 4.000 km<sup>2</sup>, onde as atividades de mineração suprimiram 28.3 km<sup>2</sup> de canga (19.6%), ainda assim essas áreas encontram-se bem preservadas na região de Carajás (115.9 km<sup>2</sup>). Essa área corresponde a 80.4% da canga intocada e representa um dos ecossistemas mais bem preservado do Brasil (Souza-Filho et al., 2019). As minas nesta região apresentaram a maior intensidade de exploração entre 1984 a 2019, alcançando 53,6 mt/km<sup>2</sup>, o que significa dizer que as minas da FNC produziram bastante minério em uma área relativamente pequena.

As minas de ferro em Corumbá se distribuem na zona rural da cidade e estão associadas com outras atividades de uso do solo como pastagem e agricultura e estão totalmente inseridas no bioma Pantanal. Segundo dados do MapBiomas (2020) a atividade agropastoril cresceu cerca de 17.000 km<sup>2</sup> entre 1985 e 2019 no Pantanal, uma área considerável para um bioma de 135.000 km<sup>2</sup> (no território brasileiro). A perda da cobertura da vegetação nativa foi de 12% neste período, enquanto a área minerada para exploração de ferro em Corumbá representa 0,5% do bioma.

Apesar das minas de Corumbá apresentarem uma boa qualidade do minério de ferro, foi a região que apresentou menor intensidade de extração de minério (6 mt/km<sup>2</sup>), isto pode estar relacionado a questão logística e posição geográfica da região. Pois Corumbá encontra-se mais distante dos mercados consumidores europeus, asiáticos e norte-americanos e ainda carecem de infraestrutura logística e industrial para beneficiamento e escoamento do minério, ao contrário do Pará e Minas Gerais que possuem polos mais desenvolvidos (Brito 2011; Mota 2009).

As minas de ferro do QF estão situadas na transição dos biomas Cerrado e Mata Atlântica, a maior parte ocupa a Mata Atlântica (Fig. 1). Diferente das minas na FNC e de Corumbá, no QF as minas se encontram em contexto mais urbano, sendo que muitas das cidades de Minas Gerais foram desenvolvidas a partir da implementação das minas de ferro, além das áreas urbanas as atividades de agropecuária também se associam a mineração (Sonter, Moran, et al. 2014; Sonter, Barrett, et al. 2014). O QF também está situado em uma ótima posição geográfica, pois está próximos dos estados que fazem parte do mercado interno (usinas siderúrgicas) e ainda usufrui de um grande desenvolvimento logístico como ferrovias (Vitória-Minas) que ligam a região aos portos do estado do Espírito Santo, o que possibilita o escoamento do minério para o mercado externo (Freitas et al. 2011).

Os resultados mostraram que o QF é região que mais tem produzido minério de ferro no Brasil. As minas instaladas sobre vegetação de canga ocupam uma área de aproximadamente 100 km<sup>2</sup> (Dorr 1969), dos quais 17.6 km<sup>2</sup> já foram suprimidos pela atividade mineral (Sonter

et al., 2014). No QF observa-se mudanças no uso do solo ligadas a produção de minério de ferro com intensidades de 18,3 mt/km<sup>2</sup>. Isto se dá pelo fato de a região ter as minas mais antigas em exploração no Brasil, a exemplo dos complexos Aboboras/Galinheiros/Picos/Sapecados e a mina Casa de Pedra que juntas remontam mais de cem anos de exploração (RMMG 2018).

Com base nos dados do Map Biomas (2020), 22.000 km<sup>2</sup> de área foram utilizados para a atividade de agropecuária na Mata Atlântica entre 1985 e 2019, no Cerrado este número é de 25.000 km<sup>2</sup>. Comparando a mineração de ferro no QF com outras atividades na região, Sonter et al. (2014a) mostraram que entre 1990 à 2010, 63.000 ha (7%) de floresta nativa e 2.700 ha (4%) de formações campestres foram suprimidas, o que fez com que a extensão da vegetação nativa (45% até 2010) caísse abaixo da extensão de área acumulada da mineração, áreas urbanas, agricultura e pastagens (55%) até 2010. O estudo ainda mostra que mais de 9.500 ha (0,5) de solo foram convertidos para mineração e 41.000 ha (9%) sofreram mudanças para outros tipos de uso.

Com base nestas análises é notório que a mineração de ferro no Brasil tem um impacto no uso do solo, porém pequeno em comparada a outras atividades não minerárias. É importante salientar que as normas governamentais de licenciamento ambiental e mineral sejam seguidas rigorosamente, isso faz com que as empresas se comprometam cada vez mais em impactar menos o meio ambiente, e produzir cada vez mais, a exemplo dos complexos das minas de Carajás que possuem uma alta produção de minério de ferro e ao mesmo tempo influenciam na conservação de áreas protegidas, fazendo com que essa produção chegue a um nível mais próximo de uma mineração sustentável (Souza Filho *et al.* 2020; VALE S.A 2019).

#### 4.2 Uso do solo e extração comercial de minério de ferro

É importante salientar que a grande procura pelo minério de ferro brasileiro pelos países asiáticos é um dos principais fatores responsáveis pela alta produtividade e consequente mudanças na cobertura do solo (WorlSteel 2019). Esta grande procura se dá pela alta qualidade e abundância do minério de ferro do Brasil (Hagemann *et al.* 2016; Statista 2019).

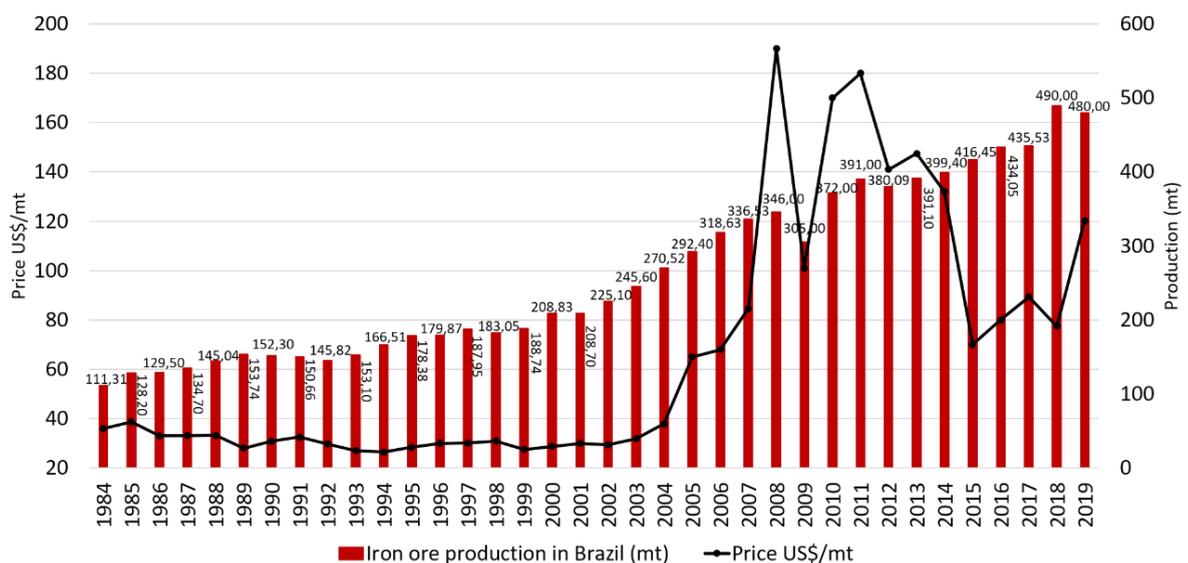
Em 2019, a Ásia demandou 78% do minério de ferro do mundo, sendo que destes a China, Índia e Japão consumiram 58%, 9% e 5%, respectivamente (WA 2020). Neste mesmo ano, os principais clientes do Brasil foram a China, Malásia e Japão, destino de 62%, 8% e 4%, respectivamente do minério brasileiro (Nakajima *et al.* 2018).

A alta demanda da China pelo minério de ferro, permitiu o aumento do preço desta commodity mineral no mundo todo (WA 2020) de US\$ 25/mt em média de 1984 a 2003 chegando

a atingir US\$ 190/mt em 2008. Subsequentemente, a alta oferta de minério por parte da Austrália Ocidental e à desaceleração da demanda pela China na crise mundial em 2009, fez os preços caírem a partir de 2012, sendo a maior queda (42%) de 2014 para 2015, e em 2019 o preço volta a subir alcançando US\$ 120/mt (Fig. 10).

Observando o gráfico da figura 10, o Brasil sempre produziu minério de ferro muito acima do preço de mercado, porém com o aumento do preço o Brasil acelerou a produção a partir dos anos 2000. Isso fez com que as MCUS também aumentassem com a implementação de novas minas a exemplo da mina de Brucutu, Jangada/Córrego do Feijão, Capitão do Mato/Tamanduá no QF entre outras.

É possível observar que em 2008 e 2011 o preço do minério de ferro teve suas maiores altas chegando a atingir US\$ 190/mt e US\$ 180/mt, consecutivamente, porém o Brasil não alcançou uma produção (146,00 mt) que acompanhasse este aumento. Embora a produção do país estivesse em uma crescente nestes anos, o Brasil não arrecadou o que poderia arrecadar de receita aproveitando o cenário de super ciclo (Fig. 10). Talvez pela falta de um planejamento de predição das companhias e até mesmo do governo brasileiro. Como exemplo, a mina S11D pertencente a mineradora Vale S.A. que iniciou sua operação em 2016 na FNC, mas que poderia ter sido iniciada a partir deste ano de 2008, pois trata-se de um dos maiores projetos de mineração do mundo e é uma mina com alta produtividade e ótima qualidade de minério (VALE S.A 2017).



**Fig. 10.** Variação do preço do minério de ferro em dólar por milhões de toneladas no mundo vs. a produção de ferro no Brasil entre 1984 a 2019.

Source: IndexMundi (2022), USGS (2020), WorlSteel (2022).

No Brasil a variação do preço de outras commodities minerais também tem contribuído para o aumento das MCUS, a exemplo do ouro, titânio, alumínio e cobre. Souza-Filho et al.,

(2021) compara as diferentes mudanças do uso do solo entre a mineração industrial e a mineração artesanal (garimpo) no Brasil. Os resultados mostraram que com o aumento principalmente do preço ouro no mercado internacional aumentaram a corrida para a produção deste bem. Na Amazônia em 2017, 1.110 km<sup>2</sup> foram ocupadas pela atividade de mineração, sendo que destes 65% pertencem a mineração artesanal e 35% a mineração industrial. O ouro foi o que mais ocasionou MCUS (58%), seguido do alumínio (15%), estanho (13%) e ferro (8%).

A produção comercializada na Amazônia mostrou que o ferro foi responsável por 63,6%, seguido pelo cobre (16,2%), Alumínio (7,6%) e o ouro (6,5). A pesquisa ainda mostra que mesmo com mais alta produção do ferro na Amazônia, ainda sim foi quem menos ocupou área, pois o valor comercializado pela área em quilômetro quadrado (US\$/km<sup>2</sup>), mostrou que a exploração de minério de ferro alcançou US\$ 91,8 milhões/km<sup>2</sup>, enquanto que o ouro gerou US\$ 1,3 milhão/km<sup>2</sup> (Souza-Filho *et al.* 2021).

## 5. Conclusão

A análise de imagens de sensores remotos multitemporal e a utilização da técnica de segmentação e classificação baseada em objeto mostrou-se uma ferramenta bastante eficaz para a discriminação das classes, mapeamento, estimativa de área e avaliação de acurácia das classes de mudanças (MCUS) em minas de ferro a céu aberto. Esta análise mostrou que entre 1984 e 2019 a área de solo minerado cresceu em todas as regiões estudadas na pesquisa, sendo que a maior área foi detectada no Quadrilátero Ferrífero, seguido de Carajás e Corumbá.

As modificações da cobertura e uso do solo em decorrência das atividades de mineração de ferro no Brasil se estenderam por 297,75 km<sup>2</sup>. Valor considerado desprezível quando comparado ao 710.000 km<sup>2</sup> observados nos biomas brasileiros para o mesmo período em decorrência de atividades agropastoris. Isto pode estar relacionado às rígidas regras da legislação mineral brasileira para a exploração mineral no território.

A alta produção de minério de ferro no Brasil e as MCUS são também impulsionadas pela alta demanda dos países asiáticos e pela variação do preço no mercado internacional. Com isso se faz necessário a implementação de leis e normas ambientais cada vez mais rígidas para a mineração industrial no Brasil, para que assim as MCUS possam ser melhores controladas nas áreas de mineração.

O minério de ferro está entre as três mais importantes commodities brasileiras ficando atrás somente da soja e do petróleo nas exportações, sendo assim é responsável por ajudar a

alavancar a economia do país. Hoje, o Brasil é o segundo maior exportador de minério de ferro do mundo, cujo principal destino da produção é a China.

A relação de área minerada pela produção de minério mostrou que as minas de ferro no Brasil são altamente produtoras devido uma melhor qualidade do minério, com destaque para a mina N4N5 na FNC e Brucutu no QF que apresentaram a melhor relação entre produção mineral vs. área minerada. Esta relação permitiu afirmar que o Brasil alcançou um patamar de produção extremamente alto em uma área relativamente pequena.

### Agradecimentos

Os autores agradecem ao Serviço Geológico Americano (USGS) e a Copernicus pelo fornecimento das imagens LANDSAT 5 TN e Sentinel 2-A, respectivamente. Este trabalho foi realizado com financiamento parcial da FUNDEP (D.C.S) e CNPQ #310283/2019-1 (P.W.M.S-F). O manuscrito se beneficia significativamente do editor e dos revisores da revista.

### Referências

- Alvares, C. A., Stape, J. L., Sentelhas, P. C., De Moraes Gonçalves, J. L. and Sparovek, G. 2013. Köppen's climate classification map for Brazil. *Meteorologische Zeitschrift*, **22**, 6, 711–28.
- ANM, A. N. de M. 2020. Anuário Mineral Brasileiro, Principais Substâncias Metálicas. Brasília.
- Azevedo, Ú. R. de, Machado, M. M. M., Castro, P. de T. A., Renger, F. E., Trevisol, A. and Beato, D. A. C. 2012. Geoparque Quadrilátero Ferrífero (MG). In C. R. Da Silva (ed), *Geoparques do Brasil*. CPRM, Serviço Geológico do Brasil, Rio de Janeiro, 748.
- Baatz, M. and Schäpe, A. 2000. Multiresolution Segmentation: an optimization approach for high quality multi-scale image segmentation. In J. Strobl (ed), *Angewandte Geographische Informationsverarbeitung XII. Beiträge zum AGIT-Symposium Salzburg 2000, Karlsruhe, Herbert Wichmann Verlag*. 12–23.
- Bao, N., Lechner, A. M., Johansen, K. and Ye, B. 2014. Object-based classification of semi-arid vegetation to support mine rehabilitation and monitoring. *Journal of Applied Remote Sensing*, **8**, 1, 083564.
- Bebbington, A. J., Bebbington, D. H., Sauls, L. A., Rogan, J., Agrawal, S., Gamboa, C., Imhof, A., Johnson, K., Rosa, H., Royo, A., Toumbourou, T. and Verdum, R. 2018. Resource extraction and infrastructure threaten forest cover and community rights. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, **115**, 52, 13164–73.

- Bekker, A., Slack, J. F., Planavsky, N., Krapez, B., Hofmann, A., Konhauser, K. O. and Rouxel, O. J. 2010. Iron Formation: The Sedimentary Product of a Complex Interplay among Mantle, Tectonic, Oceanic, and Biospheric Processes. *Economic Geology*, **105**, 3, 467–508.
- Benz, U. C., Hofmann, P., Willhauck, G., Lingenfelder, I. and Heynen, M. 2004. Multi-resolution, object-oriented fuzzy analysis of remote sensing data for GIS-ready information. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, **58**, 3–4, 239–58.
- Berenguer, E., Ferreira, J., Gardner, T. A., Aragão, L. E. O. C., De Camargo, P. B., Cerri, C. E., Durigan, M., De Oliveira, R. C., Vieira, I. C. G. and Barlow, J. 2014. A large-scale field assessment of carbon stocks in human-modified tropical forests. *Global Change Biology*, **20**, 12, 3713–26.
- Blaschke, T. 2010. Object based image analysis for remote sensing. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, **65**, 1, 2–16.
- Blaschke, T., Hay, G. J., Kelly, M., Lang, S., Hofmann, P., Addink, E., Queiroz Feitosa, R., van der Meer, F., van der Werff, H., van Coillie, F. and Tiede, D. 2014. Geographic Object-Based Image Analysis – Towards a new paradigm. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, **87**, 180–91.
- Brito, N. D. M. 2011. Desenvolvimento Econômico E Mineração : Uma Abordagem Da Atividade Em Corumbá , MS. *Entre-Lugar*, **4**, 123–50.
- BSG 2020. Greenhouse Earth — the story of ancient climate change. *British Geological Survey - Discovering Geology* Available online at <https://www.bgs.ac.uk/discoveringGeology/climateChange/greenHouseEarth.html> [Accessed 26 August 2020].
- Cao, J., Chen, E., Chen, Z., Cheng, J., Dou, C., Du, J., Dickinson, R. E., Fan, W., Fang, H., Fu, Q., He, T., Huang, W., Ji, S., Jiang, B., Jiang, L., Li, Z., Liang, S., Liu, Q. and Zhu, X. 2012. Atmospheric Correction of Optical Imagery. In *Advanced Remote Sensing*. Elsevier, 111–26.
- Castellanos-Quiroz, H. O. A., Ramírez-Daza, H. M., Ivanova, Y., Castellanos-Quiroz, H. O. A., Ramírez-Daza, H. M. and Ivanova, Y. 2017. Detection of open-pit mining zones by implementing spectral indices and image fusion techniques. *DYNA*, **84**, 201, 42–49.
- Catullo, R. A. and Scott Keogh, J. 2014. Aridification drove repeated episodes of diversification between Australian biomes: Evidence from a multi-locus phylogeny of Australian toadlets (Uperoleia: Myobatrachidae). *Molecular Phylogenetics and Evolution*, **79**, 1, 106–17.
- Clout, J. M. F. and Manuel, J. R. 2015. *Mineralogical, chemical, and physical characteristics of iron ore*.
- Comtois, C. and Slack, B. 2016. Dynamic Determinants in Global Iron Ore Supply Chain. February.

- Congalton, R. G. 1991. A review of assessing the accuracy of classifications of remotely sensed data. *Remote Sensing of Environment*, **37**, 1, 35–46.
- Congalton, R. and Green, K. 2008. *Assessing the Accuracy of Remotely Sensed Data*. 2nd ed. C. T. & F. G. Press (ed). Boca Raton, FL.
- CPRM, C. de pesquisa e recursos minerais do B. 2001. Geologia econômica/ Metalogenia. *Programa Levantamentos Geológicos Básicos do Brasil: Folha Corumbá, Aldeia Tomázia, Porto Murinho*, 39–50.
- Ding, M., Zhang, Y., Shen, Z., Liu, L., Zhang, W., Wang, Z., Bai, W. and Zheng, D. 2006. Land cover change along the Qinghai-Tibet Highway and Railway from 1981 to 2001. *Journal of Geographical Sciences*, **16**, 4, 387–95.
- Dorr, J. V. N. 1969. Physiographic, stratigraphic, and structural development of the Quadrilátero Ferrífero, Minas Gerais, Brazil. US Government Printing Office.
- Ducart, D. F., Crósta, A. P., Filho, C. R. S. and Coniglio, J. 2006. Alteration Mineralogy at the Cerro La Mina Epithermal Prospect, Patagonia, Argentina: Field Mapping, Short-Wave Infrared Spectroscopy, and ASTER Images. *Economic Geology*, **101**, 5, 981–96.
- Duuring, P., Angerer, T., Hagemann, S. G. and Banks, D. A. 2020. Iron deposits hosted by banded iron-formations in the Yilgarn Craton: Products of sequential iron enrichment by magmatic, marine and meteoric fluids. *Ore Geology Reviews*, **116**, 103251.
- Egglseder, M. S., Cruden, A. R., Dalstra, H. J. and Nicholas, L. 2017. The role of deformation in the formation of banded iron formation-hosted high-grade iron ore deposits, Hamersley Province (Australia). *Precambrian Research*, **296**, 62–77.
- Egglseder, M. S., Cruden, A. R., Tomkins, A. G., Wilson, S. A., Dalstra, H. J., Rielli, A., Li, C., Baumgartner, J. and Faivre, D. 2019. Tiny particles building huge ore deposits – Particle-based crystallisation in banded iron formation-hosted iron ore deposits (Hamersley Province, Australia). *Ore Geology Reviews*, **104**, 160–74.
- ESA 2020. User Guides - Sentinel-2 MSI - Level-2 Processing - Sentinel Online. Available online at <https://sentinel.esa.int/web/sentinel/user-guides/sentinel-2-msi/processing-levels/level-2> [Accessed 8 June 2020].
- Foody, G. M. 2002. Status of land cover classification accuracy assessment. *Remote Sensing of Environment*, **80**, 1, 185–201.
- Freitas, B. T., Warren, L. V., Boggiani, P. C., De Almeida, R. P. and Piacentini, T. 2011. Tectono-sedimentary evolution of the Neoproterozoic BIF-bearing Jacadigo Group, SW-Brazil. *Sedimentary Geology*, **238**, 1–2, 48–70.
- Gong, P., Wang, J., Yu, L., Zhao, Y., Zhao, Y., Liang, L., Niu, Z., Huang, X., Fu, H., Liu, S., Li, C., Li, X., Fu, W., Liu, C., Xu, Y., Wang, X., Cheng, Q., Hu, L., Yao, W., Zhang, H., Zhu, P., Zhao, Z., Zhang, H., Zheng, Y., Ji, L., Zhang, Y., Chen, H., Yan, A., Guo, J., Yu, L., Wang, L., Liu, X., Shi, T., Zhu, M., Chen, Y., Yang, G., Tang, P., Xu, B., Giri, C., Clinton, N., Zhu, Z., Chen, J. and Chen, J. 2013. Finer resolution observation and

- monitoring of global land cover: first mapping results with Landsat TM and ETM+ data. *International Journal of Remote Sensing*, **34**, 7, 2607–54.
- Gross, G. A. 1980. A classification of iron formations based on depositional environments. *The Canadian Mineralogist*, **18**, 2, 215–22.
- Hagemann, S. G., Angerer, T., Duuring, P., Rosière, C. A., Figueiredo e Silva, R. C., Lobato, L., Hensler, A. S. and Walde, D. H. G. 2016. BIF-hosted iron mineral system: A review. *Ore Geology Reviews*, **76**, 317–59.
- Halse, S., Cocking, J., Barron, H., Richardson, J. and Eberhard, S. 2014. Pilbara stygofauna: deep groundwater of an arid landscape contains globally significant radiation of biodiversity.
- Hao, X., An, H., Sun, X. and Zhong, W. 2018. The import competition relationship and intensity in the international iron ore trade: From network perspective. *Resources Policy*, **57**, 45–54.
- Hoffman, P. F., Abbot, D. S., Ashkenazy, Y., Benn, D. I., Brocks, J. J., Cohen, P. A., Cox, G. M., Creveling, J. R., Donnadieu, Y., Erwin, D. H., Fairchild, I. J., Ferreira, D., Goodman, J. C., Halverson, G. P., Jansen, M. F., Le Hir, G., Love, G. D., Macdonald, F. A., Maloof, A. C., Partin, C. A., Ramstein, G., Rose, B. E. J., Rose, C. V., Sadler, P. M., Tziperman, E., Voigt, A. and Warren, S. G. 2017. Snowball Earth climate dynamics and Cryogenian geology-geobiology. *Science Advances*, **3**, 11, e1600983.
- Hoffman, P. F., Kaufman, A. J., Halverson, G. P. and Schrag, D. P. 1998. A neoproterozoic snowball earth. *Science*, **281**, 5381, 1342–46.
- Hoorfar, J. 2014. *Global safety of fresh produce: a handbook of best practice, innovative commercial solutions and case studies*. Woodhead Publishing.
- Huang, S., Tang, L., Hupy, J. P., Wang, Y. and Shao, G. 2021. A commentary review on the use of normalized difference vegetation index (NDVI) in the era of popular remote sensing. *J. For. Res*, **32**, 1, 1–6.
- IndexMundi 2022. Iron Ore Commodity Prices. Available online at <https://www.indexmundi.com/commodities/?commodity=iron-ore&months=60> [Accessed 3 October 2022].
- Iwatsuki, Y., Nakajima, K., Yamano, H., Otsuki, A. and Murakami, S. 2018. Variation and changes in land-use intensities behind nickel mining: Coupling operational and satellite data. *Resources, Conservation and Recycling*, **134**, February, 361–66.
- James, H. L. and Trendall, A. F. 1982. Banded iron formation: distribution in time and paleoenvironmental significance. *Mineral deposits and the evolution of the biosphere. Report of the Dahlem workshop, Berlin 1980*, 199–218.
- Klein, C. and Beukes, N. J. 1993. Sedimentology and geochemistry of the glaciogenic late Proterozoic Rapitan iron-formation in Canada. *Economic Geology*, **88**, 3, 542–65.

- Latifovic, R., Fytas, K., Chen, J. and Paraszczak, J. 2005. Assessing land cover change resulting from large surface mining development. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, **7**, 1, 29–48.
- Lechner, A. M., Kassulke, O. and Unger, C. 2016. Spatial assessment of open cut coal mining progressive rehabilitation to support the monitoring of rehabilitation liabilities. *Resources Policy*, **50**, 234–43.
- Lobo, F. de L., Souza-Filho, P. W. M., Novo, E. M. L. de M., Carlos, F. M. and Barbosa, C. C. F. 2018. Mapping mining areas in the Brazilian amazon using MSI/Sentinel-2 imagery (2017). *Remote Sensing*, **10**, 8.
- Lu, D., Li, G., Moran, E. and Hetrick, S. 2013a. Spatiotemporal analysis of land-use and land-cover change in the Brazilian Amazon. *International Journal of Remote Sensing*, **34**, 16, 5953–78.
- Lu, D., Li, G., Moran, E. and Hetrick, S. 2013b. Spatiotemporal analysis of land-use and land-cover change in the Brazilian Amazon. *International Journal of Remote Sensing*, **34**, 16, 5953–78.
- Lu, D., Mausel, P., Brondízio, E. and Moran, E. 2004. Change detection techniques. *International Journal of Remote Sensing*, **25**, 12, 2365–2401.
- MacLeod, W. N. 1966. *The Geology and Iron Deposits of the Hamersley Range Area, Western Australia*. B. Davies, Government Printer.
- Manero, A., Standish, R. and Young, R. 2021. Mine completion criteria defined by best-practice: A global meta-analysis and Western Australian case studies. *Journal of Environmental Management*, **282**.
- MapBiomas 2020. Infográficos. *Lançamento Coleção 5 (1985-2019)* Available online at [https://mapbiomas.org/infograficos-1?cama\\_set\\_language=pt-BR](https://mapbiomas.org/infograficos-1?cama_set_language=pt-BR) [Accessed 6 October 2020].
- Maus, V., Giljum, S., Gutschlhofer, J., da Silva, D. M., Probst, M., Gass, S. L. B., Luckeneder, S., Lieber, M. and McCallum, I. 2020. A global-scale data set of mining areas. *Scientific Data*, **7**, 1, 1–13.
- Maus, V., Giljum, S., da Silva, D. M., Gutschlhofer, J., da Rosa, R. P., Luckeneder, S., Gass, S. L. B., Lieber, M. and McCallum, I. 2022. An update on global mining land use. *Scientific Data*, **9**, 1, 1–11.
- McKenzie, N. L., van Leeuwen, S. and Pinder, A. M. 2009. Introduction to the Pilbara Biodiversity Survey, 2002–2007. *Records of the Western Australian Museum, Supplement*, **78**, 1, 3.
- Morgan, J. W. and Anders, E. 1980. Chemical composition of Earth, Venus, and Mercury. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, **77**, 12, 6973–77.

- Mota, A. C. F. 2009. Pólos Mineró-Siderúrgicos no Brasil: A Contribuição da Avaliação Estratégica no Caso de Corumbá. Universidade Federal do Rio de Janeiro (UFRJ).
- Mukherjee, I., Large, R. R., Corkrey, R. and Danyushevsky, L. V. 2018. The Boring Billion, a slingshot for Complex Life on Earth. *Scientific Reports*, **8**, 1, 1–7.
- Myers, N., Mittermeyer, R. A., Mittermeyer, C. G., Da Fonseca, G. A. B. and Kent, J. 2000. Biodiversity hotspots for conservation priorities. *Nature*, **403**, 6772, 853–58.
- Nakajima, K., Daigo, I., Nansai, K., Matsubae, K., Takayanagi, W., Tomita, M. and Matsuno, Y. 2018. Global distribution of material consumption: Nickel, copper, and iron. *Resources, Conservation and Recycling*, **133**, August 2017, 369–74.
- Nakajima, K., Nansai, K., Matsubae, K. and Nagasaka, T. 2014. Material Flow of Iron in Global Supply Chain. *ISIJ International*, **54**, 11, 2657–62.
- Nascimento, F. S., Gastauer, M., Souza-Filho, P. W. M., Nascimento, W. R., Santos, D. C. and Costa, M. F. 2020. Land cover changes in open-cast mining complexes based on high-resolution remote sensing data. *Remote Sensing*, **12**, 4.
- Olofsson, P., Foody, G. M., Herold, M., Stehman, S. V., Woodcock, C. E. and Wulder, M. A. 2014. Good practices for estimating area and assessing accuracy of land change. *Remote Sensing of Environment*, **148**, 42–57.
- Pauliuk, S., Wang, T. and Müller, D. B. 2013. Steel all over the world: Estimating in-use stocks of iron for 200 countries. *Resources, Conservation and Recycling*, **71**, 22–30.
- PCI Geomatica 2015. Geomatica: Training Guide. In *Geomática II*. Markham, Ontari, Canadá, 6–163.
- Petropoulos, G. P., Partsinevelos, P. and Mitraka, Z. 2013. Change detection of surface mining activity and reclamation based on a machine learning approach of multi-temporal Landsat TM imagery. *Geocarto International*, **28**, 4, 323–42.
- Pontius, R. G. and Millones, M. 2011. Death to Kappa: birth of quantity disagreement and allocation disagreement for accuracy assessment. *International Journal of Remote Sensing*, **32**, 15, 4407–29.
- Pufahl, P. K. and Hiatt, E. E. 2012. Oxygenation of the Earth's atmosphere-ocean system: A review of physical and chemical sedimentologic responses. *Marine and Petroleum Geology*, **32**, 1, 1–20.
- RDAPilbara 2020. Regional Development Australia, Pilbara. *Regional Development Australia* Available online at <http://www.rdapilbara.org.au/> [Accessed 24 August 2020].
- Rio Tinto 2010. Rio Tinto Iron Ore - Mining. *Rio Tinto, Pilbara* Available online at [https://web.archive.org/web/20110406103610/http://www.riotintoironore.com/ENG/operations/301\\_pilbara.asp](https://web.archive.org/web/20110406103610/http://www.riotintoironore.com/ENG/operations/301_pilbara.asp) [Accessed 24 August 2020].

- RMMG, R. M. de M. G. 2018. Ferro. In F. Caxito and T. G. Dias (eds), *Recursos Minerais de Minas Gerais: síntese do conhecimento sobre as riquezas minerais, história geológica, e meio ambiente e mineração de Minas Gerais*. CODEMGE, Belo Horizonte, 30.
- Santos, D. C., Souza-Filho, P. W. M., da Rocha Nascimento, W., Cardoso, G. F. and dos Santos, J. F. 2020. Land cover change, landscape degradation, and restoration along a railway line in the Amazon biome, Brazil. *Land Degradation and Development*, **31**, 15, 1–14.
- Sawe, B. E. 2017. Top Iron Ore Producing Countries In The World. *WorldAtlas, Economics* Available online at <https://www.worldatlas.com/articles/top-iron-ore-producing-countries-in-the-world.html> [Accessed 15 October 2018].
- Shackelford, N., Miller, B. P. and Erickson, T. E. 2017. Restoration of open-cut mining in semi-arid systems: A synthesis of long-term monitoring data and implications for management. *Land Degradation & Development*, **29**, 4, 994–1004.
- Shelestov, A., Lavreniuk, M., Kussul, N., Novikov, A. and Skakun, S. 2017. Exploring Google Earth Engine Platform for Big Data Processing: Classification of Multi-Temporal Satellite Imagery for Crop Mapping. *Frontiers in Earth Science*, **5**, 17.
- Sheppard, S., Krapež, B., Zi, J. W., Rasmussen, B. and Fletcher, I. R. 2017. Young ores in old rocks: Proterozoic iron mineralisation in Mesoproterozoic banded iron formation, northern Pilbara Craton, Australia. *Ore Geology Reviews*, **89**, 40–69.
- Silva, F. R. 2007. A paisagem do Quadrilátero Ferrífero, MG: Pontencial para uso turístico da sua geologia e geomorfologia. Universidade Federal de Minas Gerais.
- Song, Y., Wang, N. and Yu, A. 2019. Temporal and spatial evolution of global iron ore supply-demand and trade structure. *Resources Policy*, **64**, 101506.
- Sonter, L. J., Barrett, D. J. and Soares-Filho, B. S. 2014. Offsetting the Impacts of Mining to Achieve No Net Loss of Native Vegetation. *Conservation Biology*, **28**, 4, 1068–76.
- Sonter, L. J., Barrett, D. J., Soares-Filho, B. S. and Moran, C. J. 2014. Global demand for steel drives extensive land-use change in Brazil's Iron Quadrangle. *Global Environmental Change*, **26**, 63–72.
- Sonter, L. J., Moran, C. J., Barrett, D. J. and Soares-Filho, B. S. 2014. Processes of land use change in mining regions. *Journal of Cleaner Production*, **84**, 494–501.
- Souza-Filho, P., Nascimento, W., Santos, D., Weber, E., Silva, R. and Siqueira, J. 2018. A GEOBIA Approach for Multitemporal Land-Cover and Land-Use Change Analysis in a Tropical Watershed in the Southeastern Amazon. *Remote Sensing*, **10**, 11, 1683.
- Souza-Filho, P. W. M., Giannini, T. C., Jaffé, R., Giulietti, A. M., Santos, D. C., Nascimento Jr, W. R., Guimarães, J. T. F., Costa, M. F., Fonseca, V. L. I. and Siqueira, J. O. 2019. Mapping and quantification of ferruginous mountain savanna in the Brazilian Amazon: a challenge for biodiversity conservation. *PlosOne*, 1–20.

- Souza-Filho, P. W. M., de Lucia Lobo, F., Barbosa Lopes Cavalcante, R., Mota, J. A., da Rocha Nascimento, W., Santos, D. C., M. L. M. Novo, E., Barbosa, C. C. F. and Siqueira, J. O. 2021. Land-use intensity of official mineral extraction in the Amazon region: Linking economic and spatial data. *Land Degradation and Development*, **32**, 4, 1706–17.
- Souza-Filho, P. W. M., Nascimento Jr., W. R., Versiani de Mendonça, B. R., Silva Jr., R. O., Guimarães, J. T. F., Dall’Agnol, R. and Siqueira, J. O. 2015. Changes in the land cover and land use of the Itacaiunas River watershed, arc of deforestation, Carajas, southeastern Amazon. *The International Archives Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, **XL-7/W3**, 1491–96.
- Souza-Filho, P. W. M., de Souza, E. B., Silva Júnior, R. O., Nascimento, W. R., Versiani de Mendonça, B. R., Guimarães, J. T. F., Dall’Agnol, R. and Siqueira, J. O. 2016. Four decades of land-cover, land-use and hydroclimatology changes in the Itacaiúnas River watershed, southeastern Amazon. *Journal of Environmental Management*, **167**, 175–84.
- Souza, C. M., Z. Shimbo, J., Rosa, M. R., Parente, L. L., A. Alencar, A., Rudorff, B. F. T., Hasenack, H., Matsumoto, M., G. Ferreira, L., Souza-Filho, P. W. M., de Oliveira, S. W., Rocha, W. F., Fonseca, A. V., Marques, C. B., Diniz, C. G., Costa, D., Monteiro, D., Rosa, E. R., Vélez-Martin, E., Weber, E. J., Lenti, F. E. B., Paternost, F. F., Pareyn, F. G. C., Siqueira, J. V., Viera, J. L., Neto, L. C. F., Saraiva, M. M., Sales, M. H., Salgado, M. P. G., Vasconcelos, R., Galano, S., Mesquita, V. V. and Azevedo, T. 2020. Reconstructing Three Decades of Land Use and Land Cover Changes in Brazilian Biomes with Landsat Archive and Earth Engine. *Remote Sensing*, **12**, 17, 2735.
- Souza Filho, P. W. M., Cavalcante, R. B. L., Nascimento, W. R., Gastauer, M., Santos, D. C., Silva, R. O., Sahoo, P. K., Salom, G., Silva, M. S., Ramos, S. J., Caldeira, C. F. and Dall, R. 2020. The sustainability index of the physical mining Environment in protected areas , Eastern Amazon. **8**, August.
- Statista 2019. • World iron ore reserves by country 2019. Available online at <https://www.statista.com/statistics/267381/world-reserves-of-iron-ore-by-country/> [Accessed 14 April 2020].
- Tang, L. and Werner, T. T. 2023. Global mining footprint mapped from high-resolution satellite imagery. *Communications Earth & Environment*, **4**, 1, 134.
- Tóvári, D. 2006. Segmentation Based Classification of Airborne Laser Scanner Data. Universität Fridericiana zu Karlsruhe, Germany.
- Townsend, P. A., Helmers, D. P., Kingdon, C. C., McNeil, B. E., de Beurs, K. M. and Eshleman, K. N. 2009. Changes in the extent of surface mining and reclamation in the Central Appalachians detected using a 1976-2006 Landsat time series. *Remote Sensing of Environment*, **113**, 1, 62–72.
- USGS 2020a. Iron Ore Data Sheet - Mineral Commodity Summaries 2020.
- USGS 2020b. Iron Ore Statistics and Information. *Iron Ore Statistics and Information* Available online at Bra [Accessed 9 April 2020].

- VALE S.A 2019. Biodiversidade. *Meio Ambiente - Biodiversidade* Available online at <http://www.vale.com/esg/pt/Paginas/Biodiversidade.aspx> [Accessed 6 October 2020].
- VALE S.A 2017. Vale - S11D - O maior projeto de mineração do mundo. Available online at <http://www.vale.com/hotsite/PT/Paginas/Home.aspx> [Accessed 3 October 2022].
- WA 2020. The World Iron Ore Market - Western Australia Iron Ore Profile.
- Wang, Q., Shi, W., Li, Z. and Atkinson, P. M. 2016. Fusion of Sentinel-2 images. *Remote Sensing of Environment*, **187**, 241–52.
- Werner, T. T., Mudd, G. M., Schipper, A. M., Huijbregts, M. A. J., Taneja, L. and Northey, S. A. 2020. Global-scale remote sensing of mine areas and analysis of factors explaining their extent. *Global Environmental Change*, **60**, May 2019, 102007.
- WorldSteel, A. 2022. Steel statistical yearbook - worldsteel.org. Available online at <https://worldsteel.org/steel-topics/statistics/steel-statistical-yearbook/> [Accessed 3 October 2022].
- WorldSteel, A. 2019. Total production of crude steel. Available online at [https://www.worldsteel.org/steel-by-topic/statistics/steel-data-viewer/P1\\_crude\\_steel\\_total/CHN/IND](https://www.worldsteel.org/steel-by-topic/statistics/steel-data-viewer/P1_crude_steel_total/CHN/IND) [Accessed 9 April 2020].
- Wulder, M. A., Loveland, T. R., Roy, D. P., Crawford, C. J., Masek, J. G., Woodcock, C. E., Allen, R. G., Anderson, M. C., Belward, A. S., Cohen, W. B., Dwyer, J., Erb, A., Gao, F., Griffiths, P., Helder, D., Hermosilla, T., Hipple, J. D., Hostert, P., Hughes, M. J., Huntington, J., Johnson, D. M., Kennedy, R., Kilic, A., Li, Z., Lyburner, L., McCorkel, J., Pahlevan, N., Scambos, T. A., Schaaf, C., Schott, J. R., Sheng, Y., Storey, J., Vermote, E., Vogelmann, J., White, J. C., Wynne, R. H. and Zhu, Z. 2019. Current status of Landsat program, science, and applications. *Remote Sensing of Environment*, **225**, 127–47.
- Ye, Q. 2008. Commodity booms and their impacts on the Western Australian economy: The iron ore case. *Resources Policy*, **33**, 2, 83–101.
- Yellishetty, M., Werner, T. T. and Weng, Z. 2022. Iron ore in Australia and the world: Resources, production, sustainability, and future prospects. In *Iron Ore*. Elsevier, 711–50.
- Yu, L., Liang, L., Wang, J., Zhao, Y., Cheng, Q., Hu, L., Liu, S., Yu, L., Wang, X., Zhu, P., Li, X., Xu, Y., Li, C., Fu, W., Li, X., Li, W., Liu, C., Cong, N., Zhang, H., Sun, F., Bi, X., Xin, Q., Li, D., Yan, D., Zhu, Z., Goodchild, M. F. and Gong, P. 2014. Meta-discoveries from a synthesis of satellite-based land-cover mapping research. *International Journal of Remote Sensing*, **35**, 13, 4573–88.
- Yu, L., Wang, J. and Gong, P. 2013. Improving 30 m global land-cover map FROM-GLC with time series MODIS and auxiliary data sets: a segmentation-based approach. *International Journal of Remote Sensing*, **34**, 16, 5851–67.
- Yu, L., Wang, J., Li, X., Li, C., Zhao, Y. and Gong, P. 2014. A multi-resolution global land

cover dataset through multisource data aggregation. *Science China Earth Sciences*, **57**, 10, 2317–29.

Yu, L., Xu, Y., Xue, Y., Li, X., Cheng, Y., Liu, X., Porwal, A., Holden, E.-J., Yang, J. and Gong, P. 2018. Monitoring surface mining belts using multiple remote sensing datasets: A global perspective. *Ore Geology Reviews*, **101**, 675–87.

Zappi, D. C., Moro, M. F., Walker, B., Meagher, T., Viana, P. L., Mota, N. F. O., Watanabe, M. T. C. and Nic Lughadha, E. 2019. Plotting a future for Amazonian canga vegetation in a campo rupestre context N. Cellinese (ed). *PLOS ONE*, **14**, 8, e0219753.

## 4.2 ARTIGO 2: MUDANÇAS NO USO DO SOLO E PRODUÇÃO DE MINÉRIO DE FERRO EM MINAS A CÉU ABERTO DA AUSTRÁLIA DE 1986 À 2019: UM INDICADOR DE USO DE INTENSIDADE DO SOLO

### **Land use changes and iron ore production in Australian open pit mines from 1986 to 2019: an indicator of land use intensity<sup>2</sup>**

Diogo Corrêa Santos<sup>1,2</sup>, Pedro Walfir Martins e Souza-Filho<sup>1,2</sup>, João Paulo Nobre Lopes<sup>1,2</sup>

<sup>1</sup> Instituto Tecnológico Vale. Rua Boaventura da Silva, 66055-090 Belém, Pará, Brazil

<sup>2</sup> Universidade Federal do Pará, Geoscience Institute. Av. Augusto Correa 1, 66075-100 Belém, Pará, Brazil

### **Resumo**

Com o avanço do desenvolvimento industrial, tecnológico e urbano principalmente dos países asiáticos a demanda por minério de ferro vem aumentando consideravelmente. E a Austrália é o país com maiores reservas e produção de minério de ferro no mundo. Em 2019 a produção chegou a alcançar 930 milhões ton.yr<sup>-1</sup>. Entretanto, pouco se sabe sobre a extensão de uso do solo necessária para produzir minério de ferro na escala das minas produtivas nas maiores províncias minerais deste país. O objetivo deste trabalho é estimar a área utilizada para exploração de minério de ferro, assim como a produção de minério acumulada no período de 1986 a 2019, de modo a determinar um indicador de intensidade de uso do solo e da produção de minério em milhões de toneladas por quilômetro quadrado (mt/km<sup>2</sup>) para as principais minas de ferro da Austrália. Para este fim, imagens de satélite Landsat 5 (1986) e Sentinel (2019) foram processadas para mapear as mudanças da cobertura e uso do solo (MCUS) em áreas de minas de ferro a céu aberto na região de Pilbara, na Austrália Ocidental, província mineral de Hamersley, a partir da técnica de Análise de Imagens Baseado em Objetos Geográficos (GEOBIA). Enquanto os valores de produção de minério de ferro por área minerada foram extraídos dos anuários estatísticos da produção mineral australiana. Os resultados mostraram que a mineração de ferro em Pilbara em 1986 ocupava uma área de 41,45 km<sup>2</sup> e foi expandida para 875,06 km<sup>2</sup> até 2019. A Acurácia global do conjunto das imagens classificadas ficou acima de 90% indicando a ótima qualidade do mapeamento. Os dados de produção de minério de ferro acumulado entre os anos de 1986 a 2019 mostraram que Pilbara alcançou a produção total de 8.4 bilhões de toneladas de minério de ferro neste período, em uma área minerada de 875,06 km<sup>2</sup>, o equivalente a 9.7 mt/km<sup>2</sup>. A partir da avaliação da métrica de intensidade de produção de minério por quilômetro quadrado, Mt. Whaleback foi a mina que apresentou maior intensidade produzindo 20.7 mt/km<sup>2</sup>, seguido das minas Yandi, Hope Downs e Hamersley que apresentaram intensidades de 19 mt/km<sup>2</sup>, 13.5 mt/km<sup>2</sup> e 13.2 mt/km<sup>2</sup>, respectivamente. O estudo concluiu que (1) a área de solo minerado cresceu em todas as minas de ferro em Pilbara entre 1986 a 2019, sendo que a maior expansão foi detectada nas minas FMG e Hamersley; (2) a alta produção de minério de ferro na Austrália e as MCUSs são impulsionadas pela alta demanda dos países asiáticos com destaque para a China e pela subida do preço desta commodities no mercado internacional; e (3) o indicador de intensidade de uso do solo mostrou que as minas de ferro Mt Whaleback, Yandi, Hope Downs e Hamersley apresentaram a melhor relação entre produção mineral vs. área minerada. Esta relação permitiu afirmar que a Austrália alcançou um patamar de produção extremamente alto em uma área proporcionalmente pequena.

<sup>2</sup> Artigo submetido a *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*.

## 1. Introdução

O minério de ferro é um recurso de grande importância para o desenvolvimento industrial, tecnológico e urbano dos países (Hao et al., 2018; Nakajima et al., 2014). Dentre os países que mais produzem minério de ferro a Austrália se destaca como maior produtor mundial, explotando 930 milhões de toneladas em 2019 (USGS, 2020). O país também detém as maiores reservas do mundo, estimadas em 23 bilhões de toneladas de minério bruto (Statista, 2019).

Nas últimas duas décadas, a demanda pelo aço aumentou consideravelmente, impulsionada pela crescente industrialização e urbanização dos países asiáticos (China, Índia, Japão) e Estados Unidos (WorlSteel, 2019). Dados da Associação Mundial do Aço mostraram que em 2019 a China foi responsável pela produção de 53% de aço do mundo; Índia, Japão e Estados Unidos totalizaram 7%, 6,7% e 5,7%, respectivamente. O total de aço produzido no mundo foi de 1.877 bilhão de toneladas e a Austrália ocupou a vigésima terceira posição com menos de 1% da produção. É importante destacar que a produção de ferro é muito superior aos demais elementos (Nakajima et al., 2014; Pauliuk et al., 2013) e 98% do minério de ferro produzido no mundo é utilizado na fabricação do aço (USGS, 2020).

Paralelo a extração de minério de ferro, paisagens na Austrália vem sendo modificadas pela atividade de mineração (Yu et al., 2018), ocasionando principalmente impactos ambientais como mudanças na cobertura e uso do solo (Giljum et al., 2023; Manero et al., 2021; Sonter et al., 2014b), perda de biodiversidade (Sonter et al., 2014), potencial aumento da temperatura do ar devido à remoção da vegetação e emissão de gases de efeito estufa e impactos socioeconômicos (Bebbington et al., 2018). Dentre os principais impactos ambientais observa-se mudanças na topografia e paisagem, alteração da rede de drenagem natural, supressão da vegetação e do solo que alteram a composição da cobertura do solo (Manero et al., 2021; Souza Filho et al., 2020). Sobre a atmosfera, ressaltam-se emissões de gases de efeito estufa (GEE), atividades industriais, concentração de partículas em suspensão ocasionados pelo movimento de veículos e outras operações e propagação de fumaça oriunda de detonação com explosivos e escavações (Werner et al., 2020; Yellishetty et al., 2022). Todavia, além do impacto pela exploração do minério, é necessário uma infraestrutura para operação da mina, para o beneficiamento e para o escoamento da produção que geralmente necessita de construções de ferrovias e portos (Ding et al., 2006).

Na Austrália o minério de ferro é explotado em minas a céu aberto e transportados para portos por trens (PRC, 2022; Santos et al., 2020). Em seguida, o minério é transportado para usinas siderúrgicas em todo o mundo, principalmente na Ásia e na Europa (Nakajima et al.,

2014). Portanto mapear e quantificar a extensão das minas de ferro a céu aberto e monitorar as mudanças da cobertura e uso do solo (MCUS) ao longo do tempo é muito importante para analisar o quão impactante a atividade de mineração é de fato. Vale ressaltar que este é um trabalho inédito na Austrália. No Brasil, trabalhos sobre a avaliação da intensidade de uso do solo em áreas mineradas vem sendo realizados com o auxílio de imagens de satélites orbitais e dados de produção mineral (Lobo et al., 2018; Souza-Filho et al., 2021).

Este trabalho tem como objetivo avaliar: (i) a extensão da área associada às atividades de mineração (ii) a produção acumulada deste minério de ferro entre 1986 e 2019 por área minerada; e (iii) a intensidade de produção do minério por quilômetro quadrado de área minerada (milhões de toneladas / km<sup>2</sup>) nas principais minas produtoras de minério de ferro na Austrália.

## **2. Materiais e métodos**

### *2.1 Área de estudo*

A Austrália, localizada na Oceania, é o maior produtor e exportador mundial de minério de ferro, com 29% das reservas mundiais localizadas no país. A maior parte do minério de ferro é encontrado e extraído na região de Pilbara, na Austrália Ocidental (AO) (Ye, 2008) (Fig. 1). O minério de ferro de Pilbara representa 78% da comercialização em relação aos outros minerais da AO (Manero et al., 2021), ~80% da produção de minério de ferro do país e 16% da produção global de minério de ferro (Shackelford et al., 2017). Além da região de Pilbara, a produção e o potencial de minério de ferro também ocorrem em outras áreas da Austrália, como as regiões de Yilgarn, Kimberley e o Meio-Oeste (Ye, 2008).

Os depósitos de ferro na região são encontrados nas Formações Ferríferas Bandadas (FFBs) das cordilheiras de Hamersley uma das maiores províncias minerais do mundo (Eggseder et al., 2019, 2017; Hagemann et al., 2016; MacLeod, 1966; Sheppard et al., 2017).

Com a proximidade do país aos mercados asiáticos, a Austrália é o maior exportador de minério de ferro, tendo a China como principal país comprador. Como exemplo, em 2019, 82% das exportações foram realizadas exclusivamente para a China (WA, 2020). Com base na alta produção de aço pelo mercado chinês, a produção de minério de ferro da região de Pilbara, ultrapassou a marca de 200 milhões de toneladas (mt) por ano pela primeira vez em 2004 (Ye, 2008), chegando a mais de 500 mt em 2019 (BHP, 2019; SteelOrbis, 2020).

Pilbara é uma região localizada no noroeste da Austrália e ao norte do estado AO, e está totalmente inserida nos desertos da zona árida australiana (Catullo and Scott Keogh, 2014). Ocupa uma área entorno de 510.000 km<sup>2</sup>, a altitude média é de 300 m. Pilbara é considerado um dos pontos mais quentes da Austrália. Em Marble Bar as temperaturas diurnas de outubro a maio chegam a exceder 49°C (Halse et al., 2014; RDAPilbara, 2020). Logo a área de estudo desta pesquisa compreende o oeste de Pilbara onde estão concentradas vinte e cinco minas de ferro, nas cidades de Newman, Paraburdoo, Tom Price, Pannawonica, Marble Bar, Mallina, Port Hedland e Shay Gap (Fig. 1).

Os ecossistemas de Pilbara são amplamente caracterizados por precipitação variável e extremos de temperatura típicos do semiárido australiano. A maior parte (67%) da precipitação acontece nos meses de dezembro a março, com precipitação média total de 250 a 350 mm. Além disso, o déficit pluviométrico médio anual excede 2.400 mm em algumas partes da região, tornando a perda de água por evaporação e a seca um fator significativo para manutenção dos ecossistemas naturais (McKenzie et al., 2009; Shackelford et al., 2017).

Além da exploração de minério de ferro e manganês, a região também é responsável pela produção de petróleo e gás natural, que contribuem significativamente para a economia da Austrália (RDAPilbara, 2020). As atividades da pesca e o turismo também contribuem para a economia da região. Pilbara também é reconhecida como um *hotspot* de biodiversidade global para a fauna subterrânea (Halse et al., 2014).

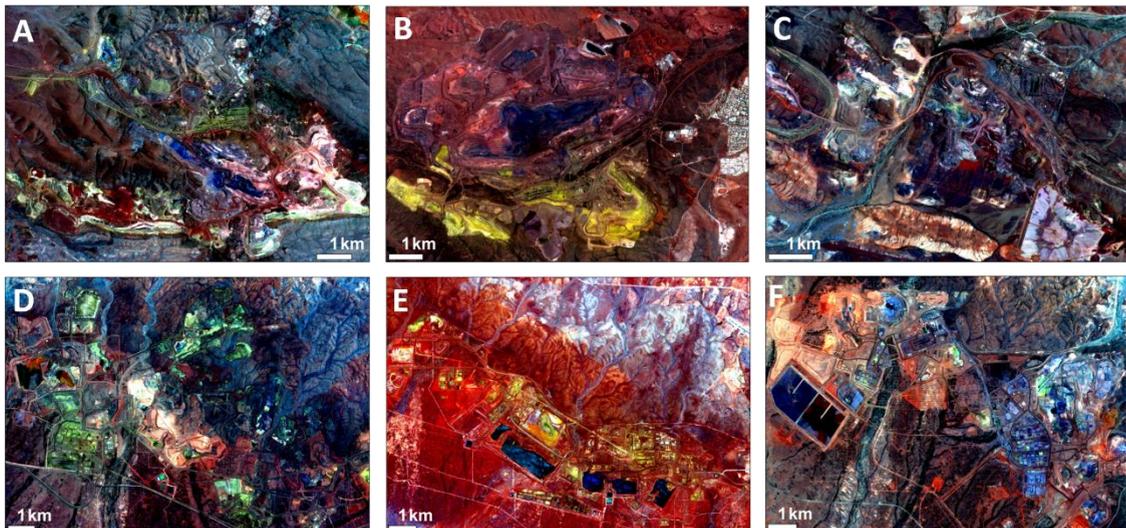
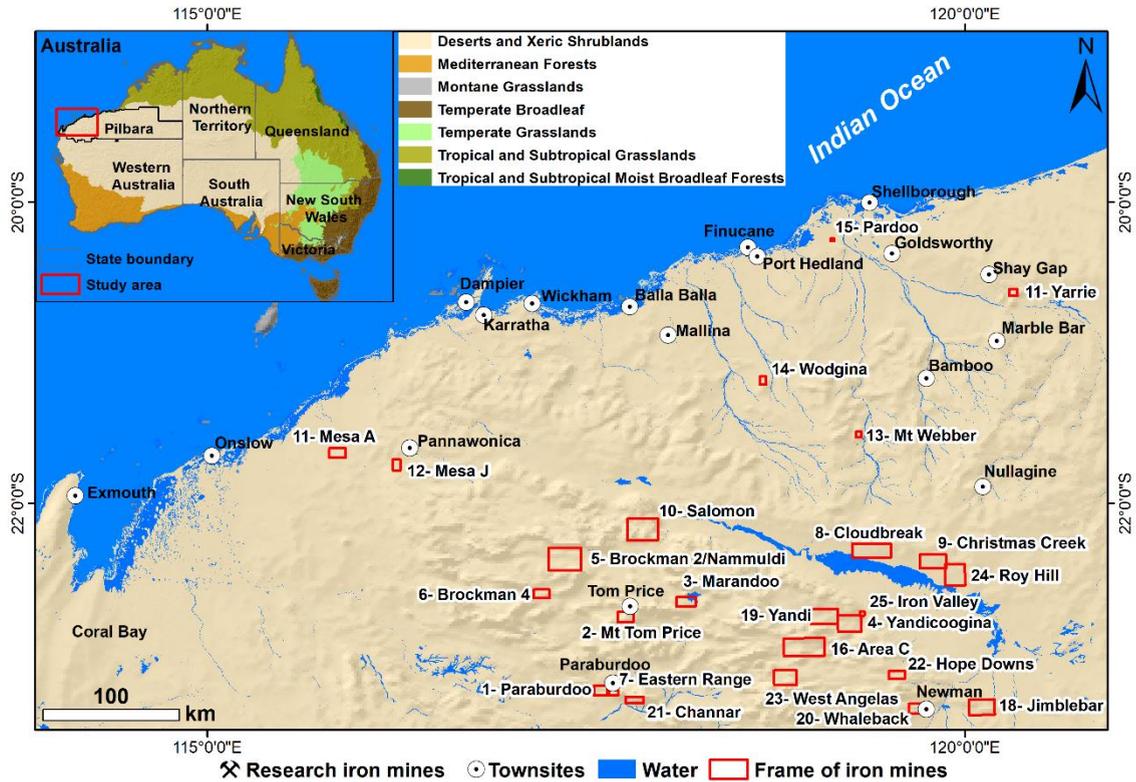


Fig. 1. Localization map of study area. Imagens mostrando as minas mais antigas (A- Mt Tom Price, B- Mt Whaleback, e C- Paraburdoo) e as maiores (D- Christmas Creek, E- Cloudbreak, and F- Roy Hill) em operação em Pilbara. Composição colorida (Sentinel-2A) 4R3G2B.

## 2.2 Aquisição de dados de sensores remotos e arquivos auxiliares

Para a classificação das minas de ferro de Pilbara foram utilizadas oito cenas do ano mais antigo de imageamento para Austrália do satélite Landsat-5 Thematic Mapper (TM) de 1986 (Wulder et al., 2019). As imagens foram obtidas com 30 m de resolução espacial, no formato LIT (Level 1 Terrain), ortorretificadas com sistema de coordenadas Universal Transverse de Mercator (UTM), Datum WGS84, com menos de 10% de cobertura de nuvens.

Para o ano de 2019, foram utilizadas dezessete cenas do satélite Sentinel-2A (Wang et al., 2016). Elas foram adquiridas com 10 m de tamanho de pixel, nível-1C, ortorretificadas, sistemas de coordenadas UTM, e Datum WGS84, com cobertura de nuvens inferiores a 10%. Foi utilizado imagens do sensor Sentinel-2A de menor tamanho de pixel para uma melhor quantificação da área das minas de ferro no período mais recente e que mapeamentos futuros a 2019 possam ser executados com a mesma resolução espacial e escala de mapeamento (Souza-Filho et al., 2018). Todas as imagens foram obtidas de forma gratuita por downloads através do site do Serviço Geológico Americano (U. S. Geological Survey – USGS; <http://earthexplorer.usgs.gov>).

Foram utilizados também arquivos vetoriais para auxílio na geração dos mapas temáticos, como limite de países e limite estadual e municipal, adquiridos do site da *Australia Bureau of Statistic (ABS)* (<https://www.abs.gov.au/statistics/standards/australian-statistical-geography-standard-asgs-edition-3/jul2021-jun2026/access-and-downloads/digital-boundary-files>); e pontos de ocorrência de depósitos e minas de ferro encontrados no site da USGS (<https://mrdata.usgs.gov/major-deposits/>). Por fim, foram utilizadas séries temporais de dados quantitativos da produção de minério por mina, com intuito de coletar a produção acumulada ao longo dos anos entre 1986 a 2019. Os dados foram adquiridos a partir de relatórios anuais das principais empresas (BHP billiton, Rio Tinto e Fortecue), responsáveis pelo gerenciamento das minas.

### *2.3 Processamento digital de imagem*

As imagens Landsat-5 TM (1984) e Sentinel-2A (2019) foram submetidas ao processo de calibração radiométrica, onde os números digitais dos pixels foram convertidos para valores de reflectância de superfície utilizando o módulo de correção atmosférica ATCOR, disponível no pacote do software PCI Geomatica (2015). Em seguida, as imagens foram recortadas com a ferramenta *Clipping/subsetting* do mesmo software. Os recortes foram realizados a partir de polígonos (vetores) regulares criados para enquadrar o limite das minas produtoras de minério de ferro, para os dois anos analisados (1986 e 2019). Foram realizados 25 recortes para as minas de 1986 e 25 para 2019, totalizando 50. Este processo teve por objetivo otimizar os processos seguintes de classificação e segmentação das imagens.

Para melhor interpretação visual das imagens foi aplicado o processo de composição colorida entre bandas 5R4G3B para as imagens Landsat-5 (TM) e 4R3G2B para o Sentinel-2A. Também foram criadas expressões a partir de aritmética entre bandas espectrais para melhor

visualização e destaque das feições nas imagens. Para o mapeamento da classe mina, principal classe da pesquisa, foram criadas as Equações (1) e (2). Estas equações foram geradas com base em uma análise de parâmetros realizada no programa eCognition, que por uma análise de vizinho mais próximo (Trimble, 2022) mostra os melhores critérios para a discriminação de uma determinada classe com base nos segmentos gerados na imagem. Entre estes critérios estão as bandas espectrais, geometria, posição e textura (Trimble, 2022).

$$E1 = \frac{\sigma VD + VM}{A} \quad (1)$$

$$E2 = \frac{E1 \times \sum(A)(VD)(VM)}{IVP} \quad (2)$$

Onde  $\sigma VD$  = desvio padrão da banda verde; VD = banda verde; VM = banda do vermelho; A = banda azul e IVP = infravermelho próximo.

#### 2.4 Segmentação e classificação

As imagens foram segmentadas utilizando o algoritmo *multiresolution* no software eCognition 10.2. A segmentação foi realizada nos 50 recortes de imagens referentes a delimitação das minas. Isso foi necessário devido ao tamanho distinto da área das minas nas imagens, localização geográfica, a forma (cavas e infraestrutura), a geomorfologia (relevo) e a diferença na resolução espacial entre as imagens Landsat 5 TM (1986) e Sentinel-2A (2019). Com base nessas características foram determinados os parâmetros de segmentação. Estes parâmetros fazem com que os segmentos acompanhem o melhor formato das feições a serem discriminadas e diferenciadas em cada banda espectral (Baatz and Schäpe, 2000; Souza-Filho et al., 2018, 2019). Eles são determinados a partir de pesos ou valores de pertinência que variam de 0 a 1.

Foram estabelecidos parâmetros como: (1) escala de segmentação, que determina o tamanho dos segmentos, quanto mais próximo de um, maior o tamanho dos segmentos e quanto mais próximo de zero menor; (2) forma, que está relacionado a característica da geometria do segmento; (3) brilho, condiz a resposta espectral média dos pixels agrupados no segmento; (4) compacidade e suavidade, caracteriza-se por segmentos que acompanham formas mais retilíneas ou sinuosas a exemplo de estradas e rios; e (5) peso, que é o valor estimado para um maior ou menor detalhamento da segmentação por banda espectral da imagem de satélite.

Para as imagens Landsat TM 1986 foram definidos os valores 50 e 100 para escala. Com relação as imagens Sentinel-2 2019 os valores variaram em 20, 40, 50, 80, 100 e 150. No geral, foi estabelecido 0.1 para forma, 0.9 para o brilho, 0.5 para a compacidade e suavidade e peso 1 para todas as bandas.

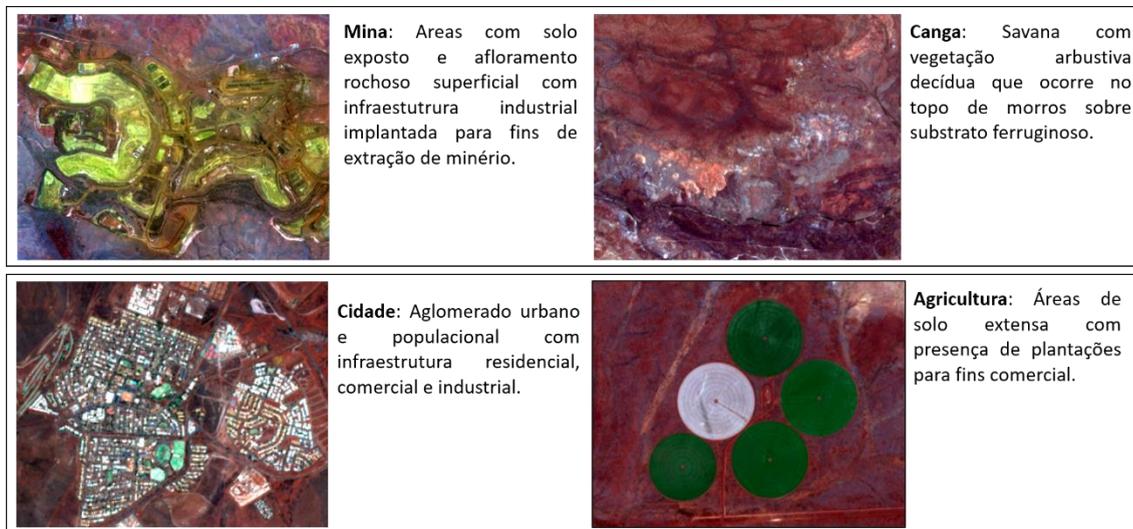
Após a segmentação, as imagens foram classificadas utilizando a técnica de classificação baseada em objetos geográficos, através dos algoritmos *Assign class* e *Classification* no software eCognition 10.2. O *Assign class* é aplicado para atribuição de um rótulo ou classe nos segmentos gerados, enquanto que o *Classification* utiliza funções de pertinência (lógica *fuzzy*) para classificação dos segmentos (Benz et al., 2004). Para cada mina de ferro foi gerada uma árvore de processos de classificação (Tabela 1). Primeiramente, foram classificadas as 25 imagens de 2019, pois trata-se do período em que as feições já sofreram mudanças. Em seguida foram classificadas as 25 imagens de 1986 com objetivo de analisar se a classe que sofreu mudança em 2019 existe ou não na mesma posição geográfica em 2019. Toda a classificação se deu pelo método supervisionado, ou seja, foi necessário o treinamento do classificador baseado em amostras (Tóvári, 2006). Quando a classe apresentou pouca distribuição espacial na área ou apresentava alta confusão entre classes, a classificação foi realizada de forma manual (Benz et al., 2004; Souza-Filho et al., 2018).

No processo de classificação foi identificado quatro classes de cobertura e uso do solo. Dentre as principais estão, mina que incluem cavas e pilhas, usinas e estradas; canga australiana que na Austrália é chamada de “*Schrublands*”; cidade, que representam os aglomerados urbanos; e agricultura, áreas de solo com extensas plantações. (Fig. 2).

**Tabela 1**

Árvore de processos para a classificação das MCUS a partir da classificação orientada a objeto geográfico - GEOBIA. E2 = Equação 2, A = Banda Azul, IVP = Infravermelho Próximo. As linhas em azul que ligam os números representam a função de pertinência que uma classe precisa atender para ser discriminada.

Ano	Classes	Algoritmo	Função
1986	Mina	<i>Classification</i>	E2 
	Canga	<i>Assign class</i>	---
	Cidade	<i>Classificação manual</i>	---
2019	Mina	<i>Classification</i>	E2 
	Canga	<i>Assign class</i>	---
	Cidade	<i>Classification</i>	A 
	Agricultura	<i>Classification</i>	IVP 



**Fig. 2.** Descrição das classes de MCUS identificadas nas áreas de mineração de ferro. Imagens obtidas do sensor Sentinel-2A 2019.

É importante salientar que muitos projetos de implantação de mina ainda não existiam em 1986, enquanto que 2019 todas as minas de interesse já estavam implantadas. Para a detecção destas mudanças ao longo deste intervalo de tempo foi adotado o método “*from-to*”, cuja abordagem permitiu reconhecer a trajetória de uma classe no espaço e no tempo a partir do cruzamento (intersecção) da classificação. A exemplo de uma canga em 1986 que mudou para mina em 2019, esta mudança passa ser considerada uma classe de detecção a ser chamada canga – mina (Lu et al., 2013, 2004; Nascimento et al., 2020; Santos et al., 2020; Souza-Filho et al., 2018, 2019).

Baseado neste método de detecção de mudança *from-to* foram reconhecidas seis classes de mudanças de cobertura e uso da terra - MCUS, a saber: Canga - Mina, Canga - Área Urbana, Canga – Agricultura. As classes que não sofreram mudanças neste período foram mapeadas como Canga – Canga, Mina – Mina e Área urbana – Área Urbana.

### 2.5 Accuracy assessment

Para avaliação da acurácia da classificação GEOBIA foram utilizados polígonos (segmentos) como unidades de amostragem. Logo, 2000 pontos foram gerados de forma estratificada em imagens de alta resolução do Google Earth Pro para toda área de estudo. Os pontos foram gerados no software PCI Geomática, uma vez que não foram realizadas campanhas de campo para coletas de ground control points - GCPs. Este método permite que a quantidade de pontos seja proporcional a distribuição da classe em cada imagem. Em seguida,

estes pontos foram comparados a classificação GEOBIA das minas das imagens Landsat-5 TM (1986) e Sentinel-2A (2019). Posteriormente, foi gerado uma matriz de confusão para cada ano. Foram calculados, acurácia do produtor e usuário, índice kappa por classe, índice kappa global, acurácia global (Congalton, 1991) e os erros de quantidade (EQ) e alocação (EA) (Pontius and Millones, 2011) (Fig. 4).

A matriz de confusão tradicionalmente é um método recomendado mais para a classificação baseada em pixel, porém Olofsson et al. (2014) mostra que é indicada mesmo quando a classificação é baseada em objeto geográfico. Para isso, é necessário levar em consideração a proporção de área com base na amostra dos pontos de referência. Ou seja, os valores da matriz são convertidos para área estimada. Esta abordagem condiz a melhor prática para avaliação de acurácia para mapas de detecção de mudança.

Portanto, foram gerados 2000 pontos de referência estratificados no PCI Geomática para as imagens de 1986 e 2019 e validados por um terceiro intérprete. A matriz de confusão foi utilizada para o cruzamento-tabular das classes de MCUT com os pontos gerados nas imagens. Em seguida toda matriz foi transformada para proporção de área de acordo com a Equação 1, e posteriormente foi estimada a área mapeada por classe utilizando a Equação 2.

A contagem absoluta do número de pixels na amostra  $n_{ij}$ , é convertida para a proporção de área estimada  $\hat{p}_{ij}$ , logo o  $p_{ij}$  é substituído por  $\hat{p}_{ij}$  que é utilizado para amostragem aleatória ou estratificada, Equação 1:

$$\hat{p}_{ij} = W_i \frac{n_{ij}}{n_i} \quad (1)$$

Onde o  $W_i$  é a proporção de área mapeada da classe  $i$  da imagem classificada,  $n_i$  é a soma da classe mapeada das linhas  $(i, k)$  na matriz de confusão, e  $\hat{p}_{ij}$  é a soma da classe  $k$ . Logo a estimativa de área da classe  $k$  é:

$$\hat{A}_k = \hat{p}_k \times A_{\text{total}} \quad (2)$$

Onde  $A$  é a área total mapeada. O erro padrão da área mapeada  $S(\hat{A}_k)$  é dado por:

$$S(\hat{A}_k) = S(\hat{p}_k) \times A_{\text{total}} \quad (3)$$

Uma qualidade de 95% de confiança da acurácia por estimativa de área é obtida por  $\hat{A}_k \pm 1.96 \times S(\hat{A}_k)$ , Para um melhor entendimento, consultar Olofsson et al., (2014), Nascimento et al. (2020) e Santos et al. (2020).

## *2.6 Produção de minério de ferro*

Os dados de produção de minério de ferro de cada mina da Austrália foram adquiridos a partir de anuários e relatórios publicados em websites das empresas responsáveis pelo gerenciamento das minas como BHP billiton (<https://www.bhp.com/investors/annual-reporting>), Rio Tinto (<https://www.riotinto.com/invest/reports/annual-report>) e Fortescue Metals Group (<https://www.fmgil.com.au/investors/annual-general-meeting>).

## *2.7 Indicador de exploração mineral*

Nesta etapa foi utilizada a área em quilômetro quadrado somente da classe mina de 2019 e a produção anual de minério de ferro acumulada em toneladas métricas (mt) entre 1986 e 2019. Esta análise foi realizada para cada uma das minas da AO. É importante destacar que nem toda mina iniciou suas atividades em 1986, a exemplo da mina Jamblebar que foi inaugurada em 2013. Algumas minas foram desativadas antes de 2019 devido terem atingido sua capacidade máxima de exploração, como por exemplo a mina Wodgina que em 2017 alcançou o máximo de sua aptidão. Com base nisso foram gerados dois gráficos mostrando a relação de área total de solo suprimido pela mineração de ferro com a produção anual por mina. Além disso, foi gerado outro gráfico que mostra o indicador de intensidade a partir da métrica da produção de minério de ferro em milhões de toneladas por quilômetro quadrado de área minerada (mt/km<sup>2</sup>).

## **3. Resultados**

### *3.1 Análise do mapeamento das classes de uso e cobertura da terra*

Foram classificadas 25 minas e os resultados do mapeamento na região de Pilbara mostraram que todas as minas de ferro se expandiram entre 1986 e 2019. É importante ressaltar que somente três minas já haviam iniciado suas atividades por volta de 1986 e, portanto, aparecem nas imagens de satélite, a saber: a mina Mt Tom Price que opera desde 1966, Paraburdoo desde 1974 e Mt Whaleback que iniciou suas atividades em 1968 (Tabela B1). Logo nas imagens de 1986 para a classe mina foi encontrado uma área relativamente pequena, quando comparado a área total de mina em 2019. Ao todo em 1986 foi encontrado 41,45 km<sup>2</sup> de área

de mina. Enquanto que em 2019 essa área se expandiu para 875,06 que equivale a uma expansão de 21 vezes (Fig. 3).

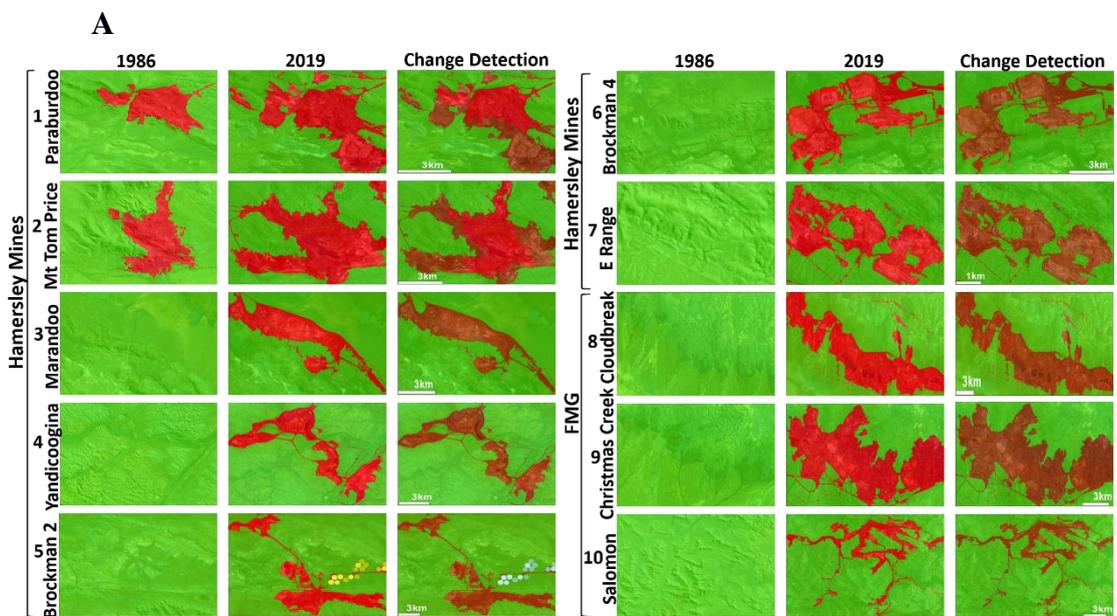
Como a mineração de ferro em 1986 em Pilbara ainda não era expressiva, a canga cobria uma área de 3177,96 km<sup>2</sup>. Em 2019, já com as minas em franca exploração, a área de canga foi reduzida para 2331,41 km<sup>2</sup>, o que representa uma redução de 26% na área de canga (Fig. 3).

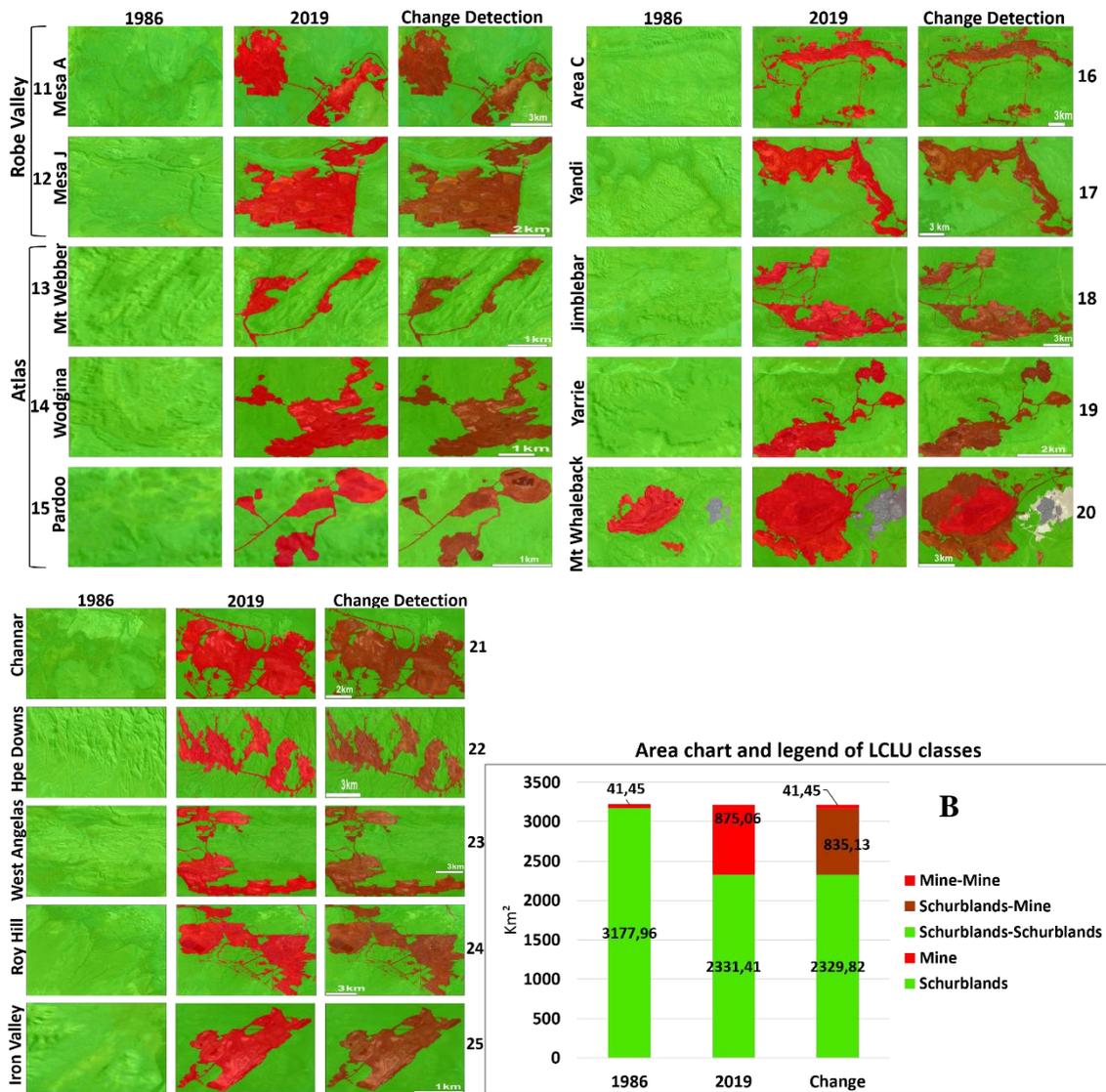
Outras classes foram mapeadas em menor proporção na área de estudo como a classe área urbana que compreende a cidade de Newman (Fig.1) que está associada com a mina Mt Whaleback. Em 1986, essa área urbanizada era de 2,64 km<sup>2</sup> e em 2019 ocupava uma área de 8,80 km<sup>2</sup>. Foi encontrada também uma área de 6,80 km<sup>2</sup> de agricultura em conjunto com a mina Brockman 2/Nammuldi no ano de 2019 (Fig. 3).

### 3.2 Análise da detecção de mudança do uso e cobertura do solo

A detecção de mudança das classes de MCUT por mina, pode ser melhor analisada na Tabela B2. No geral, as classes que não sofreram mudanças entre 1986 e 2019 foram categorizadas como Mina-Mina (41,45 km<sup>2</sup>; 1,3%), Canga-Canga (2329,82 km<sup>2</sup>; 72%), Área Urbana-Área Urbana (2,64 km<sup>2</sup>; menos de 1%) (Fig. 3).

A maior mudança aconteceu nas áreas de canga que foi convertida para área de mina (Canga-Mina), alcançando 835,13 km<sup>2</sup>. Outras mudanças como Canga-Área Urbana e Canga-Agricultura atingiram 6,22 km<sup>2</sup> e 6,80 km<sup>2</sup>, respectivamente. Por este motivo que no gráfico de barras estes dados não foram representados (Fig. 3).





**Fig. 3.** A) Cobertura, uso do solo e detecção de mudanças das minas. B) Quantificação das classes mapeadas e das mudanças de cobertura e uso do solo. A localização das minas apresenta-se na Fig. 1.

### 3.3 Avaliação de acurácia

Com base na avaliação de 2000 pontos gerados em todas as cenas da área de estudo, a acurácia global do mapeamento da cobertura e uso da terra variou entre 96% e 98%, sendo que a menor acurácia foi obtida na classificação de 2019 e a maior 1986 (Fig. 04).

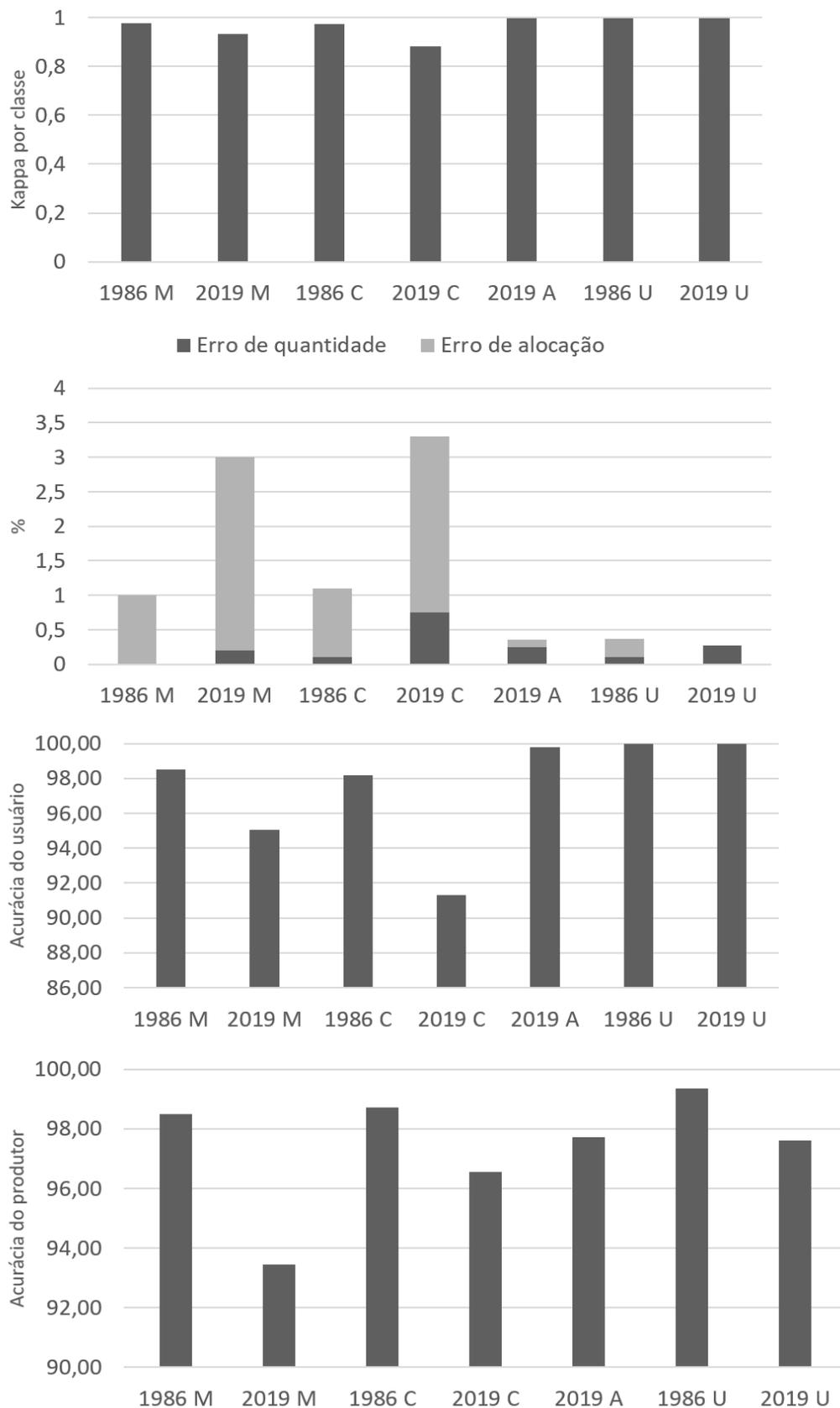
O índice Kappa Global apresentou valores aproximados, com 98% para 1986 e 95% para 2019. Os valores para o Kappa por classe da classificação de 1986 apresentaram-se acima de 0,90. Para o ano de 2019, o Kappa por classe da canga foi o único que ficou um pouco abaixo de 0,90 devido a algumas confusões principalmente nos limites da transição com a classe mina, porém ainda sim apresentou uma ótima acurácia (0,88) (Fig. 4).

Os erros de Quantidade (EQ) ficaram todos abaixo de 1. Isso mostra que a quantidade de amostras (área estimada) discordantes categorizadas entre os pontos de referência e o mapa classificado foram baixas. Com relação ao erro de alocação (EA), somente as classes, mina (2019) e canga (2019) apresentaram valores um pouco acima de 2, o que está relacionado a erros de atribuição ou categorização entre os pontos de referência e o mapa classificado, ou seja, foram identificadas algumas inclusões e omissões indevidas entre classes (Fig. 4). De modo geral, o EQ e EA apresentaram valores considerados baixos e ainda forneceram mais alternativas para a identificação de eventuais erros da classificação, ao contrário do índice Kappa que foca mais nos acertos (Pontius and Millones, 2011).

A acurácia do usuário (AU) e do produtor (AP) alcançaram valores acima de 90% para todas as classes (Fig.4). A avaliação de acurácia das classes de detecção de mudança foi realizada por estimativa de área no qual foi utilizado a Equação 2 e Equação 3. Como exemplo, a área estimada da mudança de classe Canga – Mina (C-M) é  $\hat{A}_k = \hat{p}_k \times A_{total} = 0,284 \times 3222,06 = 915,065 \text{ km}^2$ . Portanto, a diferença entre a área estimada e a área total da classe C-M mostra que esta foi superestimada em  $80 \text{ km}^2$ , menos de 10% do valor. Logo, foi identificada uma área minerada com intervalo de confiança de 95% igual a  $915 \pm 48$  (Tabela 2B).

A acurácia global da estimativa de área da detecção de mudança atingiu 96% (Tabela 2B). A acurácia do usuário variou entre 93% (Canga-Área urbana; C-AU) a 99,7% (Mina-Mina; M-M) e acurácia do produtor entre 77% (Canga – Agricultura; C-A) a 99,5% (Canga-Canga; C-C) (Tabela 2B). Esses resultados garantem uma maior confiabilidade na identificação das classes de detecção de mudança mapeadas nas imagens de 1986 e 2019.

O EQ geral calculado para as classes de detecção de mudanças apresentou valor igual a 0.8. Isso indica que a quantidade das áreas das classes analisadas entre a classificação e a referência estão em concordância. O EA geral encontrado foi de 1,2, sendo este valor considerado baixo (Pontius and Millones, 2011). Isso mostra que o erro envolvendo a troca de classes foi relativamente baixo. Ou seja, a maioria das classes estão na posição espacial e atribuição semântica corretas.



**Fig. 4.** Índices de acurácia por classe para as imagens de 1986 e 2019 para as minas de ferro da Austrália. A = agricultura, C = Canga, M = Mina e U = Urbano.

**Tabela 2**

Matriz de confusão com base na classificação das classes de MCUS (A) e por estimativa de proporção de área (B).  
A = Agricultura, C = Canga, M = Mina, U = Urbano, W = proporção de área mapeada.

A)

Área	MCUS	M-M	C-A	C-M	C-C	C-U	U-U	Total
41.45	M-M	345	1	0	0	0	0	346
6.80	C-A	0	309	0	2	0	0	311
835.13	C-M	2	1	426	6	0	0	435
2329.82	C-C	0	0	16	369	0	0	385
6.22	C-U	0	0	0	4	264	16	284
2.64	U-U	0	0	0	2	6	231	239
3222.06	<b>Totals</b>	347.0	311.0	442.0	383.0	270.0	247.0	2000.0
	<b>Producer's accuracy</b>	99.4	99.4	96.4	96.3	97.8	93.5	
	<b>User's accuracy</b>	99.7	99.4	97.9	95.8	93.0	96.7	
	<b>Kappa per class</b>	1.00	0.99	0.97	0.95	0.92	0.96	
	<b>Agreement</b>	345.00	309.00	426.00	369.00	264.00	231.00	1944.0
	<b>By chance</b>	60.03	48.36	96.14	73.73	38.34	29.52	346.1
	<b>Overall accuracy=</b>	0.972						
	<b>Kappa index =</b>	0.966						

B)

W	MCUS	M-M	C-A	C-M	C-C	C-U	U-U	Total
0.013	M-M	0.013	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.013
0.002	C-A	0.000	0.002	0.000	0.000	0.000	0.000	0.002
0.259	C-M	0.001	0.001	0.254	0.004	0.000	0.000	0.259
0.723	C-C	0.000	0.000	0.030	0.693	0.000	0.000	0.723
0.002	C-U	0.000	0.000	0.000	0.000	0.002	0.000	0.002
0.001	U-U	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.001	0.001
1.000	<b>Total</b>	0.014	0.003	0.284	0.697	0.002	0.001	1.0
	<b>Producer's accuracy</b>	91.5	76.8	89.4	99.5	98.9	87.9	
	<b>User's accuracy</b>	99.7	99.4	97.9	95.8	93.0	96.7	
	<b>Area</b>	45.2	8.8	914.7	2244.7	5.8	2.9	
	<b>Margin of error</b>							
	<b>(95%): +/-</b>	5.3	3.8	47.8	47.4	0.2	0.2	0.0
	<b>Area:</b>	45 +- 5	9 +- 4	915 +- 48	2245 +- 47	6 +- 0	3 +- 0	0 +- 0
	<b>Overall accuracy=</b>	0.96						

### 3.4 Mudanças da cobertura e uso do solo e produção de minério de ferro

Nesta etapa foi analisada a relação da área minerada com a produção acumulada de minério de ferro em toneladas métricas (mt) entre os anos de 1986 e 2019 (Fig. 5 e 6). Ao todo foram produzidos aproximadamente 8.4 bilhões de toneladas de minério de ferro em Pilbara entre 1986 a 2019 em uma área minerada de 875,06 km<sup>2</sup>, alcançando uma produção equivalente de 9.7 mt/km<sup>2</sup>.

O gráfico da Fig. 5 mostra os dados apresentados por mina e por consórcio entre minas. Em Pilbara existem consórcios entre mineradoras, onde várias empresas se associam e dividem o lucro da produção do minério proporcional aos acionistas, além de serem responsáveis pela preservação ambiental em acordo com o governo local (DCCEEW, 2023). Como exemplo, citamos o consórcio das Minas de ferro de Hamersley (*Hamersley Iron Pty Ltd.*), cujo a maior acionista é a empresa Rio Tinto que detém 53% do consórcio (Rio Tinto, 2022). Este consórcio é composto pelas minas Paraburdoo, Mt Tom Price, Marandoo, Yandicoogina, Brockman 2 e 4, Nammuldi e Eastern Range (Fig.3). Logo os dados de produção anual encontrados nos relatórios são publicados por mina, mas muitas das vezes também por consórcio, onde são totalizados a produção das minas associadas.

A empresa Fostescue Metal Group (FMG) terceira maior mineradora da Austrália é detentora das minas Cloudbreak, Christmas Creek e Salomon. A Atlas é responsável pelas minas Mt Webber, Wodgina e Pardoo, e o consorcio Robe Valley gerencia as minas Mesa A e J (Fig.3).

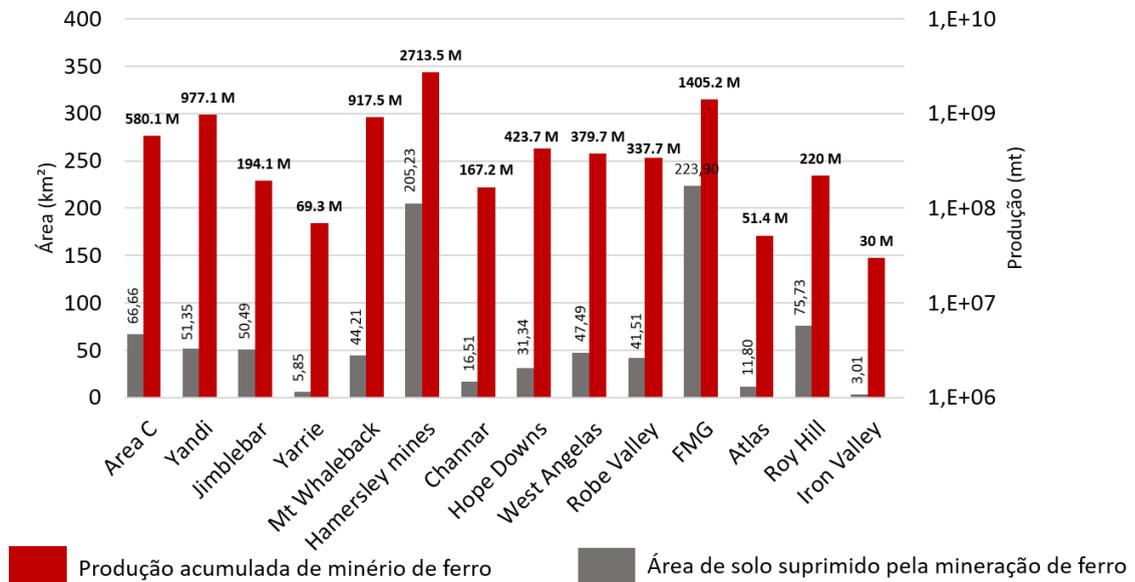
Os resultados mostram que as minas Hamersley foram as que mais produziram minério de ferro na região de Pilbara entre 1986 a 2019, chegando a marca de 2.7 bilhões de toneladas. No entanto, ficaram na segunda posição na quantificação da área minerada, suprimindo 205,23 km<sup>2</sup> de cobertura nativa. Isso equivale a uma produção de 13.2 mt/km<sup>2</sup> (Fig.5 e 6).

As minas FMG chegaram a produzir 1.4 bilhões de toneladas de minério, em uma área de 223 km<sup>2</sup> na região, o que equivale a uma produção de 6.3 mt/km<sup>2</sup>. A Yandi que opera em Pilbara desde 1991 foi a terceira mina que mais produziu minério de ferro, chegando a produção acumulada até 2019 de 975 mt, em uma área minerada de 51,35 km<sup>2</sup>, o que equivale a uma extração de 19 mt/km<sup>2</sup> (Fig. 5 e 6).

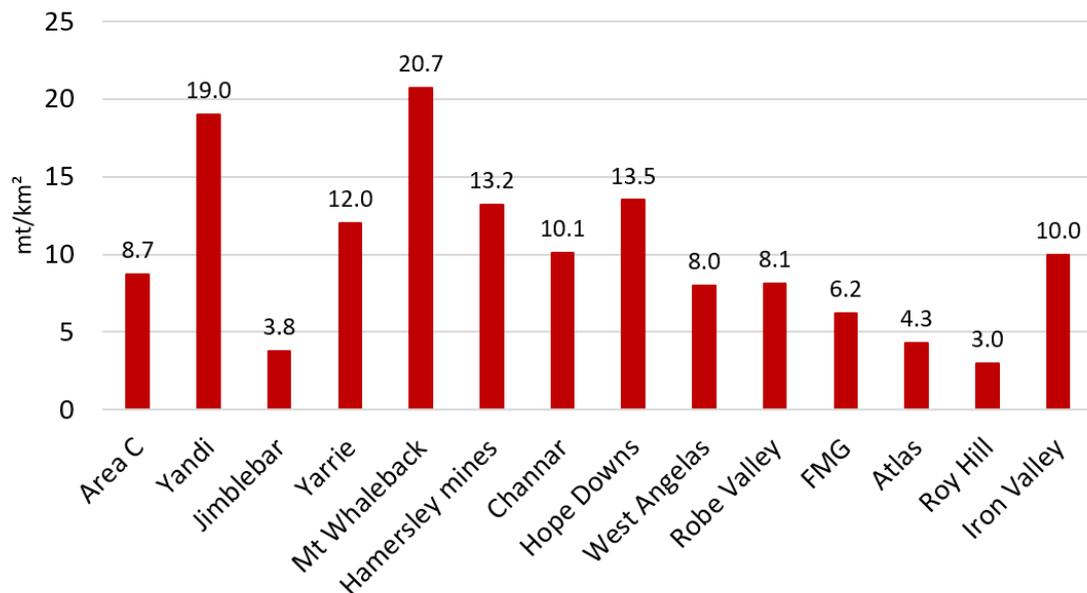
A Mt Whaleback é uma das minas mais antigas da AO, em operação desde a década de 1960. Sua produção acumulada teve bastante destaque chegando a 917 mt em uma área minerada que atingiu 44,21 km<sup>2</sup> em 2019, equivalendo a 20.7 mt/km<sup>2</sup>. Outras minas que se destacaram foram a Area C, Hope Downs, West Angelas e Robe Valley, pois atingiram as marcas de produção de 580 mt, 423 mt, 379 mt e 337 mt respectivamente. A Área minerada encontrada para a Area C foi de 66,66 km<sup>2</sup> (8.7 mt/km<sup>2</sup>), Hope Downs 31,34 km<sup>2</sup> (13.5 mt/km<sup>2</sup>), West Angelas 47,49 km<sup>2</sup> (8.0 mt/km<sup>2</sup>) e Robe Valley 41,51 km<sup>2</sup> (8.1 mt/km<sup>2</sup>) (Fig. 5 e 6).

A mina Roy Hill uma das mais novas na região foi implementada em 2014. Apresentou uma produção de 220 mt em uma área de 75,73 km<sup>2</sup> (3.0 mt/km<sup>2</sup>). A Jimplebar também implementada mais recente (2013) atingiu a produção de 194 mt em uma área de 50,49 km<sup>2</sup> (4.0 mt/km<sup>2</sup>) (Fig. 5 e 6).

As menores produções foram encontradas nas minas Channar (167 mt), Yarrie (69 mt), Atlas (51 mt) e Iron Valley (30 mt). Onde também foi identificado as menores área mineradas com 16,51 (10.1 mt/km<sup>2</sup>) km<sup>2</sup>, 5,85 km<sup>2</sup> (12.0 mt/km<sup>2</sup>), 11,80 km<sup>2</sup> (4.3 mt/km<sup>2</sup>) e 3,00 km<sup>2</sup> (10 mt/km<sup>2</sup>), consecutivamente (Fig. 5). A Fig. 6 apresenta o resultado do indicador de intensidade com base na produção de minério de ferro em milhões de toneladas por quilômetro quadrado de área minerada (mt/km<sup>2</sup>).



**Fig. 5.** Relação da produção acumulada de minério de ferro (mt) com a extensão da área minerada (km<sup>2</sup>).



**Fig. 6.** Intensidade de uso das áreas mineradas (mt/km<sup>2</sup>). As barras em vermelho representam a intensidade da produção acumulada por quilômetro quadrado de área minerada.

## 4. Discussão

### *4.1 Análise das mudanças da cobertura e uso da terra pela mineração de ferro na Austrália*

A cada ano, novos depósitos são descobertos, novas minas se desenvolvem e as mais antigas se expandem, são desativadas ou abandonadas, sugerindo a necessidade de pesquisas espaciais contínuas sobre mineração e seus impactos. Embora tenhamos analisado a extensão das características da mina em conjunto com a produção, as MCUS provocadas pela mineração ocorrem antes, durante e após a operação e podem se estender por muitos anos (Sonter et al., 2014a; Werner et al., 2020).

Os dados da pesquisa mostram que as minas de ferro em Pilbara tiveram uma expansão considerável ao longo dos anos. Além do crescimento da área minerada das minas já existentes na década de 1980, houve também o surgimento e a expansão de novas minas até 2019.

Ao contrário de outros países que exploram minério de ferro, a maior parte da mineração na Austrália acontece em um grande ambiente árido, seco, com poucas chuvas anuais, com uma vegetação arbustiva pouco densa semelhante a Savanas (Catullo and Scott Keogh, 2014). Ocorre também distante dos grandes centros urbanos, isso faz com os impactos socioambiental da mineração sejam mais amenos. No Brasil, segundo maior produtor de minério de ferro do mundo, por exemplo, a mineração industrial ocorre em conjunto com outras atividades de uso da terra oriundas do alto índice de desmatamentos como agricultura, pastagem e as grandes áreas urbanas (Sonter et al., 2014b, 2014a).

Porém, é notório que a Austrália venha sofrendo alguns impactos ambientais pela mineração de ferro, como perda de biodiversidade, emissões de gases de efeito estufa (GEE) e até mesmo algumas implicações a qualidade de vida dos povos originários (Rio Tinto, 2023). Diante disso, as grandes multinacionais que atuam na região estão cada vez mais empenhadas em minimizar estes impactos.

Portanto, Adaptar-se às restrições de carbono, mudanças tributárias, conflitos de uso da terra, problemas de impactos sociais, mudanças climáticas globais e os riscos de disputas comerciais, exigem uma compreensão profunda dos recursos de minério de ferro da Austrália, tendências de produção e nuances setoriais (Yellishetty et al., 2022).

Na Austrália é obrigatório que as empresas sigam rigorosamente as Leis ambientais do NGERA 2007 (National Greenhouse and Energy Reporting Act) e EEOA 2006 (Energy Efficiency Opportunities Act). O que inclui também o desenvolvimento de um banco de dados

interno para monitorar as emissões de GEE e a utilização de fontes energéticas (Yellishetty et al., 2022).

O estudo de Yellishetty et al. (2022) mostra que desde 2001 as emissões totais de GEE aumentaram 155% e em contra partida a produção de minério de ferro cresceu 200%. Isso indica que as emissões de GEE não estão aumentando proporcionalmente ao aumento da produção e que a mineração de ferro não é a principal responsável pelo aumento das emissões de GEE na Austrália.

No Geral a mineração de ferro em Pilbara analisada nas imagens de satélites tem impacto no uso do solo, porém relativamente pequeno dada a altíssima produção de minério. Esta alta produção acarreta na melhoria da economia do país, uma vez que se trata da principal commodity comercial da Austrália.

Importante destacar que a diminuição dos impactos socioambiental se dá pelo compromisso das empresas com as regras e leis ambientais impostas pelos governos, pois é cada vez mais necessário que as grandes mineradoras se adequem as normas, para continuarem a exploração o mais próximo possível de uma mineração sustentável (Souza Filho et al., 2020; VALE S.A, 2019).

Por isso quantificar a extensão das minas de ferro de Pilbara foi de fundamental importância para um melhor entendimento dos impactos no uso do solo e entender se a área de exploração das minas cresceram a longo do tempo proporcional ao aumento da produção.

#### *4.2 Uso do solo e extração mineração comercial de minério de ferro*

É importante salientar que a grande procura pelo minério de ferro australiano pelos países asiáticos (WorlSteel, 2019; Ye, 2008) é um dos principais fatores responsáveis pela alta produtividade e conseqüente MCUS. Esta procura se dá pela alta qualidade e abundância do minério de ferro da Austrália (Hagemann et al., 2016; Statista, 2019), além dos aspectos logísticos (Yellishetty and Mudd, 2014). A Austrália também é detentora das maiores reservas, em 2019 foi contabilizado 28% do total das reservas de mineiro bruto do mundo (WA, 2020).

A indústria do minério de ferro hoje é mais importante atividade econômica para a AO. A partir de 2005, o minério de ferro respondeu por 29% do valor total das vendas entre bens minerais e petróleo, um crescimento de 7% em relação a 2004 (Ye, 2008).

Em 2019, a Ásia demandou 78% do minério de ferro do mundo, sendo que destes a China ficou com 58%, Índia e Japão 9% e 5%, respectivamente (WA, 2020). A Austrália chegou a exportar mais de 82% do minério de ferro produzido para China, o equivalente a 681 mt. O

restante das exportações fora destinado para o Japão, Coreia do Sul e Taiwan, totalizando 130 mt (2%) (WA, 2020). Todavia os principais portos que exportam minério de ferro da AO estão próximos dos mercados asiáticos. Isso faz com que os custos de envio do produto se tornem mais baratos em relação aos países concorrentes. Port Hedland é a cidade onde se localiza o porto que mais exporta minério da AO. Em 2019, chegou a exportar 59%, seguido por Cape Lambert (20%), Dampier (16%) e outros portos (5%) (WA, 2020).

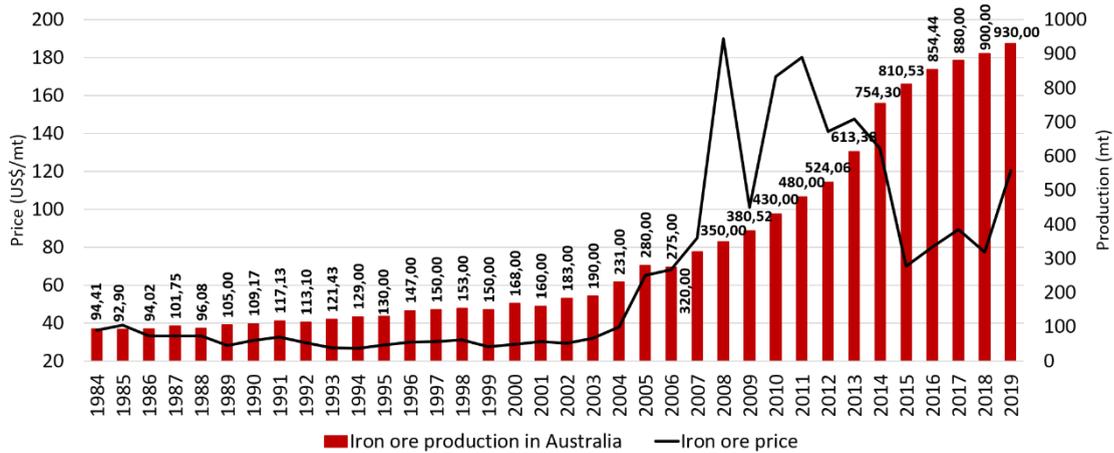
A China é o principal país consumidor do minério australiano, pois com o alto crescimento populacional dos últimos anos, é o país que mais vem se modernizando e desenvolvendo suas indústrias, infraestrutura urbana e desenvolvimento tecnológico (Nakajima et al., 2018). A China é o país que mais produz aço no mundo, chegando a ser responsável pela produção de 53% do aço usado no mundo em 2019 (Pauliuk et al., 2013; WorlSteel, 2019). Além disso, é o terceiro país que mais produz minério de ferro, sendo a maior parte destinada ao mercado interno (Nakajima et al., 2014).

A alta demanda da China pelo minério de ferro, permitiu o aumento do preço desta commodity mineral no mundo (WA, 2020) de US\$ 25/mt em média de 1984 a 2003 para US\$ 190/mt em 2008. Subsequentemente, a alta oferta de minério por parte da Austrália Ocidental e à desaceleração da demanda pela China na crise mundial em 2009, fez os preços caírem a partir de 2012, sendo a maior queda, de 42%, registrada entre 2014 e 2015. Em 2019, o preço voltou a subir alcançando US\$ 120/mt (Fig. 7).

Observando o gráfico da figura 7, ao longo dos anos, a Austrália quase sempre produziu minério de ferro muito acima do preço de mercado. Porém com o aumento do preço, a Austrália acelerou a produção a partir dos anos 2000. Isso fez com que as MCUS também aumentassem com o aumento da exploração pelas minas já existentes, e com a implementação de novas minas, como Area C, Pardoo, Nammuldi, West Angelas, entre outras.

É possível observar que em 2008 e 2011 o preço do minério de ferro teve suas maiores altas, chegando a atingir US\$ 190/mt e US\$ 180/mt, respectivamente. Neste mesmo período, a Austrália teve uma crescente na produção, porém não o proporcional para acompanhar este cenário de preço extremamente elevado. Talvez, se alta produção alcançada a partir de 2014, devido à elevada produção das minas Hamersley, FMG e Yandi fosse adiantada para 2008 a Austrália teria arrecado o dobro da receita (Fig. 7). Isso pode ter ocorrido pela falta de um planejamento de previsão de cenários futuros das companhias e até mesmo do governo australiano. Porém a Austrália continuou na hegemonia como país maior produtor de minério de ferro do mundo e isso é melhor observado a partir de 2013, quando nenhum outro país alcançou patamares tão elevados de produção.

Mesmo com a volatilidade do preço do minério, a Austrália bateu recorde de produção em 2019, alcançando mais de 900 mt, o dobro da produção do Brasil que foi o segundo país que mais produziu (Statista, 2019). O que põe a Austrália no topo dos países com maiores recursos econômicos de minério de ferro.



**Fig. 7.** Variação do preço do minério de ferro em dólar por milhões de toneladas no mundo vs. a produção de ferro na Austrália entre 1984 a 2019. Observe o aumento na produção de minério de ferro a partir de 2007, que coincide com a alta dos preços do minério no mercado internacional.

Source: IndexMundi (2022), USGS (2020), WorlSteel (2022).

O trabalho de Santos et al. (2023) mostra um estudo semelhante a este, realizado no Brasil. Onde as minas de ferro no país também se expandiram consideravelmente da década de 1980 a 2019. A área total de mina encontrada entre 1984 até 2019 foi de 297,75 km<sup>2</sup> e a classe de maior mudança foi identificada como Canga-Mina que atingiu 75,60 km<sup>2</sup> neste período. Como observado trata-se de uma área minerada bem menor que na Austrália. A pesquisa ainda explana que o indicador de intensidade de exploração no Brasil equivale a 23,6 mt/km<sup>2</sup> contra 9,7 mt/km<sup>2</sup> atingido na Austrália. O que indica que o Brasil mesmo sendo o segundo maior produtor de minério de ferro, ainda sim apresentou a melhor relação produção por área minerada.

Comparando a intensidade de produção entre Austrália e Brasil é possível observar, que os valores do indicador são inversamente proporcionais a área de solo minerado. Pois quanto maior for a área de solo minerado menor será o valor do indicador e vice-versa. Porém fazendo uma análise por mina, no Brasil a mina de ferro N4N5 localizada na Flona de Carajás e que explora minério desde a década de 1980, apresentou uma produtividade impressionante o equivalente 59,2 mt/km<sup>2</sup>, mais que o do dobro da mina Mt Whaleback que é a mais produtora (20,7 mt/km<sup>2</sup>) da Austrália e é uma das mais antigas da região (Santos et al., 2023). Isto pode ta relacionado a qualidade e o tipo de depósito que o minério é encontrado. Embora ambos os países possuem os minérios de maior qualidade do mundo, a forma como o ferro está hospedado

no minério influencia também o método de exploração (Hagemann et al., 2016). Na N4N5 por exemplo é possível observar que a exploração é mais verticalizada, com cavas mais profundas, pois o ferro extraído encontra-se em grandes camadas de hematita altamente friável e porosa (Ducart et al., 2016; Hagemann et al., 2016), o que facilita a extração na frente de lavra e um menor refino do minério posteriormente.

Na Mt Whaleback os depósitos das FFB são mais deformados e metamorfisados, os pacotes de hematita são menos espessos e o minério é lavrado com uma maior concentração de rocha e contaminantes, o que necessita de um maior beneficiamento em seguida (Hagemann et al., 2016; Yellishetty et al., 2022). As cavas são menos profundas e a mina tende crescer horizontalmente aumentando a área de abrangência como foi observado nas imagens de satélite.

## 5. Conclusão

A análise de imagens de sensores remotos multitemporal e a utilização da técnica de segmentação e classificação baseada em objeto mostrou-se uma ferramenta bastante eficaz para a discriminação das classes, mapeamento, estimativa de área e avaliação de acurácia das classes de MCUT em minas de ferro a céu aberto. Esta análise mostrou que entre 1986 e 2019 a área de solo minerado cresceu em todas as minas de ferro da Austrália.

As modificações da cobertura e uso do solo em decorrência das atividades de mineração de ferro na Austrália se estenderam por 872,05 km<sup>2</sup>. Uma área considerável, porém, proporcionalmente pequena em comparado a alta produtividade alcançada pelo país.

A alta produção de minério de ferro na Austrália e as consequentes MCUT são também impulsionadas pela alta demanda dos países asiáticos em particular a China e pela variação do preço no mercado internacional. Com isso, se faz necessário a implementação de leis e normas ambientais cada vez mais rígidas para a mineração industrial na Austrália. Assim as MCUT poderiam ser melhor controladas nas áreas de mineração para que o país possa continuar sendo referência internacional na extração de seus recursos minerais sempre com responsabilidade ambiental.

As minas da Austrália se mostraram menos produtivas quando comparado com o Brasil, devido a qualidade e tipo de depósito onde o minério é encontrado. Ainda assim, atualmente, a Austrália alcançou o posto de maior produtor do mundo.

As principais mineradoras do mundo estão cada vez mais empenhadas em desenvolverem uma mineração cada vez mais sustentável, buscando alternativas de extração do minério com o menor impacto possível ao meio ambiente. A mineração ainda é vista como uma

atividade extremamente impactante para a sociedade, porém este cenário vem mudando, com o surgimento de novas formas de extração mineral com desenvolvimento tecnológico e sustentável pelas grandes mineradoras. Logo as grandes empresas têm um papel importante em mostrar que a mineração industrial pode ser realizada com mais responsabilidade socioambiental e ainda contribuir com melhorias econômicas e bem-estar social como já vem acontecendo na Austrália.

### **Agradecimentos**

Os autores agradecem ao Serviço Geológico Americano (USGS) e a Copernicus pelo fornecimento das imagens LANDSAT 5 TN e Sentinel 2-A, respectivamente. Este trabalho foi realizado com financiamento parcial da FUNDEP (D.C.S) e CNPQ #310283/2019-1 (P.W.M.S-F). O manuscrito se beneficia significativamente do editor e dos revisores da revista.

### **Referências**

- Baatz, M., Schäpe, A., 2000. Multiresolution Segmentation: an optimization approach for high quality multi-scale image segmentation, in: Strobl, J. (Ed.), *Angewandte Geographische Informationsverarbeitung XII. Beiträge Zum AGIT-Symposium Salzburg 2000*, Karlsruhe, Herbert Wichmann Verlag. pp. 12–23.
- Bebbington, A.J., Bebbington, D.H., Sauls, L.A., Rogan, J., Agrawal, S., Gamboa, C., Imhof, A., Johnson, K., Rosa, H., Royo, A., Toumbourou, T., Verdum, R., 2018. Resource extraction and infrastructure threaten forest cover and community rights. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America* 115, 13164–13173. <https://doi.org/10.1073/pnas.1812505115>
- Benz, U.C., Hofmann, P., Willhauck, G., Lingenfelder, I., Heynen, M., 2004. Multi-resolution, object-oriented fuzzy analysis of remote sensing data for GIS-ready information. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 58, 239–258. <https://doi.org/10.1016/J.ISPRSJPRS.2003.10.002>
- BHP, 2019. Release Time IMMEDIATE BHP OPERATIONAL REVIEW FOR THE YEAR ENDED 30 JUNE 2019.
- Catullo, R.A., Scott Keogh, J., 2014. Aridification drove repeated episodes of diversification between Australian biomes: Evidence from a multi-locus phylogeny of Australian toadlets (*Uperoleia*: Myobatrachidae). *Molecular Phylogenetics and Evolution* 79, 106–117. <https://doi.org/10.1016/j.ympev.2014.06.012>
- Congalton, R.G., 1991. A review of assessing the accuracy of classifications of remotely sensed data. *Remote Sensing of Environment* 37, 35–46. [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(91\)90048-B](https://doi.org/10.1016/0034-4257(91)90048-B)
- DCCEEW, 2023. Hamersley Iron Ore (Rio Tinto) mining in the Pilbara strategic assessment - Department of Climate Change, Energy, Environment and Water. Australia Government. URL <https://www.dcceew.gov.au/environment/epbc/approvals/strategic->

- assessments/hamersley-pilbara (accessed 3.21.23).
- Ding, M., Zhang, Y., Shen, Z., Liu, L., Zhang, W., Wang, Z., Bai, W., Zheng, D., 2006. Land cover change along the Qinghai-Tibet Highway and Railway from 1981 to 2001. *Journal of Geographical Sciences* 16, 387–395. <https://doi.org/10.1007/s11442-006-0401-y>
- Ducart, D.F., Silva, A.M., Toledo, C.L.B., De Assis, L.M., 2016. Mapping iron oxides with Landsat-8/OLI and EO-1/Hyperion imagery from the Serra Norte iron deposits in the Carajás Mineral Province, Brazil. *Brazilian Journal of Geology* 46, 331–349. <https://doi.org/10.1590/2317-4889201620160023>
- Eggsleder, M.S., Cruden, A.R., Dalstra, H.J., Nicholas, L., 2017. The role of deformation in the formation of banded iron formation-hosted high-grade iron ore deposits, Hamersley Province (Australia). *Precambrian Research* 296, 62–77. <https://doi.org/10.1016/j.precamres.2017.04.034>
- Eggsleder, M.S., Cruden, A.R., Tomkins, A.G., Wilson, S.A., Dalstra, H.J., Rielli, A., Li, C., Baumgartner, J., Faivre, D., 2019. Tiny particles building huge ore deposits – Particle-based crystallisation in banded iron formation-hosted iron ore deposits (Hamersley Province, Australia). *Ore Geology Reviews* 104, 160–174. <https://doi.org/10.1016/j.oregeorev.2018.10.001>
- ESA, 2020. User Guides - Sentinel-2 MSI - Level-2 Processing - Sentinel Online [WWW Document]. URL <https://sentinel.esa.int/web/sentinel/user-guides/sentinel-2-msi/processing-levels/level-2> (accessed 6.8.20).
- Giljum, S., Maus, V., Kuschig, N., Tost, M., Sonter, L.J., Anthony, J., 2023. Mining causes direct and indirect loss of tropical forests. *Fine Print* 1–6.
- Hagemann, S.G., Angerer, T., Düring, P., Rosière, C.A., Figueiredo e Silva, R.C., Lobato, L., Hensler, A.S., Walde, D.H.G., 2016. BIF-hosted iron mineral system: A review. *Ore Geology Reviews* 76, 317–359. <https://doi.org/10.1016/J.OREGEOREV.2015.11.004>
- Halse, S., Cocking, J., Barron, H., Richardson, J., Eberhard, S., 2014. Pilbara stygofauna: deep groundwater of an arid landscape contains globally significant radiation of biodiversity, *Records of the Western Australian Museum, Supplement*.
- Hao, X., An, H., Sun, X., Zhong, W., 2018. The import competition relationship and intensity in the international iron ore trade: From network perspective. *Resources Policy* 57, 45–54. <https://doi.org/10.1016/j.resourpol.2018.01.005>
- IndexMundi, 2022. Iron Ore Commodity Prices. URL <https://www.indexmundi.com/commodities/?commodity=iron-ore&months=60> (accessed 10.3.22).
- Lobo, F. de L., Souza-Filho, P.W.M., Novo, E.M.L. de M., Carlos, F.M., Barbosa, C.C.F., 2018. Mapping mining areas in the Brazilian amazon using MSI/Sentinel-2 imagery (2017). *Remote Sensing* 10. <https://doi.org/10.3390/rs10081178>
- Lu, D., Li, G., Moran, E., Hetrick, S., 2013. Spatiotemporal analysis of land-use and land-cover change in the Brazilian Amazon. *International Journal of Remote Sensing* 34, 5953–5978. <https://doi.org/10.1080/01431161.2013.802825>
- Lu, D., Mausel, P., Brondízio, E., Moran, E., 2004. Change detection techniques. *International Journal of Remote Sensing* 25, 2365–2401. <https://doi.org/10.1080/0143116031000139863>
- MacLeod, W.N., 1966. *The Geology and Iron Deposits of the Hamersley Range Area, Western*

- Australia, Bulletin (Geological Survey of Western Australia). B. Davies, Government Printer.
- Manero, A., Standish, R., Young, R., 2021. Mine completion criteria defined by best-practice: A global meta-analysis and Western Australian case studies. *Journal of Environmental Management* 282. <https://doi.org/10.1016/J.JENVMAN.2020.111912>
- McKenzie, N.L., van Leeuwen, S., Pinder, A.M., 2009. Introduction to the Pilbara Biodiversity Survey, 2002–2007. *Records of the Western Australian Museum, Supplement* 78, 3. [https://doi.org/10.18195/ISSN.0313-122X.78\(1\).2009.003-089](https://doi.org/10.18195/ISSN.0313-122X.78(1).2009.003-089)
- Nakajima, K., Daigo, I., Nansai, K., Matsubae, K., Takayanagi, W., Tomita, M., Matsuno, Y., 2018. Global distribution of material consumption: Nickel, copper, and iron. *Resources, Conservation and Recycling* 133, 369–374. <https://doi.org/10.1016/j.resconrec.2017.08.029>
- Nakajima, K., Nansai, K., Matsubae, K., Nagasaka, T., 2014. Material Flow of Iron in Global Supply Chain. *ISIJ International* 54, 2657–2662. <https://doi.org/10.2355/isijinternational.54.2657>
- Nascimento, F.S., Gastauer, M., Souza-Filho, P.W.M., Nascimento, W.R., Santos, D.C., Costa, M.F., 2020. Land cover changes in open-cast mining complexes based on high-resolution remote sensing data. *Remote Sensing* 12. <https://doi.org/10.3390/rs12040611>
- Olofsson, P., Foody, G.M., Herold, M., Stehman, S. V., Woodcock, C.E., Wulder, M.A., 2014. Good practices for estimating area and assessing accuracy of land change. *Remote Sensing of Environment* 148, 42–57. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2014.02.015>
- Pauliuk, S., Wang, T., Müller, D.B., 2013. Steel all over the world: Estimating in-use stocks of iron for 200 countries. *Resources, Conservation and Recycling* 71, 22–30. <https://doi.org/10.1016/j.resconrec.2012.11.008>
- PCI Geomatica, 2015. *Geomatica: Training Guide*, in: *Geomática II*. Markham, Ontari, Canadá, pp. 6–163.
- Pontius, R.G., Millones, M., 2011. Death to Kappa: birth of quantity disagreement and allocation disagreement for accuracy assessment. *International Journal of Remote Sensing* 32, 4407–4429. <https://doi.org/10.1080/01431161.2011.552923>
- PRC, 2022. *Railways in the Pilbara region of Western Australia*. Pilbara Regional Council. URL <https://www.sinfin.net/railways/world/pilbara.html> (accessed 12.20.22).
- RDAPilbara, 2020. *Regional Development Australia, Pilbara*. Regional Development Australia. URL <http://www.rdapilbara.org.au/> (accessed 8.24.20).
- Rio Tinto, 2023. *Pilbara Communities*. URL <https://www.riotinto.com/en/operations/australia/pilbara/pilbara-communities> (accessed 3.21.23).
- Rio Tinto, 2022. *Annual Report 2022 - Full year results*.
- Santos, D.C., Souza-Filho, P.W.M., da Rocha Nascimento, W., Cardoso, G.F., dos Santos, J.F., 2020. Land cover change, landscape degradation, and restoration along a railway line in the Amazon biome, Brazil. *Land Degradation and Development* 31, 1–14. <https://doi.org/10.1002/ldr.3514>
- Santos, D.C., Souza-Filho, P.W.M., Lopes, J.P.N., 2023. Land use changes and iron ore production in open cast mines of Brazil from 1984 to 2019: an indicator of land use intensity. *Global Environmental Change*.

- Shackelford, N., Miller, B.P., Erickson, T.E., 2017. Restoration of open-cut mining in semi-arid systems: A synthesis of long-term monitoring data and implications for management. *Land Degradation & Development* 29, 994–1004. <https://doi.org/10.1002/ldr.2746>
- Sheppard, S., Krapež, B., Zi, J.W., Rasmussen, B., Fletcher, I.R., 2017. Young ores in old rocks: Proterozoic iron mineralisation in Mesoarchean banded iron formation, northern Pilbara Craton, Australia. *Ore Geology Reviews* 89, 40–69. <https://doi.org/10.1016/J.OREGEOREV.2017.06.003>
- Sonter, L.J., Barrett, D.J., Soares-Filho, B.S., 2014. Offsetting the Impacts of Mining to Achieve No Net Loss of Native Vegetation. *Conservation Biology* 28, 1068–1076.
- Sonter, Laura J., Barrett, D.J., Soares-Filho, B.S., Moran, C.J., 2014a. Global demand for steel drives extensive land-use change in Brazil's Iron Quadrangle. *Global Environmental Change* 26, 63–72. <https://doi.org/10.1016/j.gloenvcha.2014.03.014>
- Sonter, Laura J., Moran, C.J., Barrett, D.J., Soares-Filho, B.S., 2014b. Processes of land use change in mining regions. *Journal of Cleaner Production* 84, 494–501. <https://doi.org/10.1016/J.JCLEPRO.2014.03.084>
- Souza-Filho, P., Nascimento, W., Santos, D., Weber, E., Silva, R., Siqueira, J., 2018. A GEOBIA Approach for Multitemporal Land-Cover and Land-Use Change Analysis in a Tropical Watershed in the Southeastern Amazon. *Remote Sensing* 10, 1683. <https://doi.org/10.3390/rs10111683>
- Souza-Filho, P.W.M., Giannini, T.C., Jaffé, R., Giulietti, A.M., Santos, D.C., Nascimento Jr, W.R., Guimarães, J.T.F., Costa, M.F., Fonseca, V.L.I., Siqueira, J.O., 2019. Mapping and quantification of ferruginous mountain savanna in the Brazilian Amazon: a challenge for biodiversity conservation. *PlosOne* 1–20. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0211095>
- Souza Filho, P.W.M., Cavalcante, R.B.L., Nascimento, W.R., Gastauer, M., Santos, D.C., Silva, R.O., Sahoo, P.K., Salom, G., Silva, M.S., Ramos, S.J., Caldeira, C.F., Dall, R., 2020. The sustainability index of the physical mining Environment in protected areas, Eastern Amazon. *Environmental and Sustainability Indicators journal* 8. <https://doi.org/10.1016/j.indic.2020.100074>
- Statista, 2019. • World iron ore reserves by country 2019. URL <https://www.statista.com/statistics/267381/world-reserves-of-iron-ore-by-country/> (accessed 4.14.20).
- SteelOrbis, 2020. Rio Tinto's Pilbara iron ore shipments down three percent in 2019 [WWW Document]. SteelOrbis Connecting Markets. URL <https://www.steelorbis.com/steel-news/latest-news/rio-tintos-pilbara-iron-ore-shipments-down-three-percent-in-2019-1128512.htm> (accessed 1.10.23).
- Tóvári, D., 2006. Segmentation Based Classification of Airborne Laser Scanner Data. Universität Fridericiana zu Karlsruhe, Germany. <https://doi.org/10.1117/12.665451>
- Townsend, P.A., Helmers, D.P., Kingdon, C.C., McNeil, B.E., de Beurs, K.M., Eshleman, K.N., 2009. Changes in the extent of surface mining and reclamation in the Central Appalachians detected using a 1976-2006 Landsat time series. *Remote Sensing of Environment* 113, 62–72. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2008.08.012>
- Trimble, eCognition, 2022. Trimble Geospacial, in: Trimble ECognition Suite.
- USGS, 2020. Iron Ore Statistics and Information. Iron Ore Statistics and Information. URL <https://www.usgs.gov/centers/national-minerals-information-center/iron-ore-statistics-and-information> (accessed 4.9.20).

- VALE S.A., 2019. Biodiversidade. Meio Ambiente - Biodiversidade. URL <http://www.vale.com/esg/pt/Paginas/Biodiversidade.aspx> (accessed 10.6.20).
- WA, 2020. The World Iron Ore Market - Western Australia Iron Ore Profile.
- Wang, Q., Shi, W., Li, Z., Atkinson, P.M., 2016. Fusion of Sentinel-2 images. *Remote Sensing of Environment* 187, 241–252. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2016.10.030>
- Werner, T.T., Mudd, G.M., Schipper, A.M., Huijbregts, M.A.J., Taneja, L., Northey, S.A., 2020. Global-scale remote sensing of mine areas and analysis of factors explaining their extent. *Global Environmental Change* 60, 102007. <https://doi.org/10.1016/j.gloenvcha.2019.102007>
- WorldSteel, A., 2022. Steel statistical yearbook - worldsteel.org. URL <https://worldsteel.org/steel-topics/statistics/steel-statistical-yearbook/> (accessed 10.3.22).
- WorldSteel, A., 2019. Total production of crude steel. URL [https://www.worldsteel.org/steel-by-topic/statistics/steel-data-viewer/P1\\_crude\\_steel\\_total/CHN/IND](https://www.worldsteel.org/steel-by-topic/statistics/steel-data-viewer/P1_crude_steel_total/CHN/IND) (accessed 4.9.20).
- Wulder, M.A., Loveland, T.R., Roy, D.P., Crawford, C.J., Masek, J.G., Woodcock, C.E., Allen, R.G., Anderson, M.C., Belward, A.S., Cohen, W.B., Dwyer, J., Erb, A., Gao, F., Griffiths, P., Helder, D., Hermosilla, T., Hipple, J.D., Hostert, P., Hughes, M.J., Huntington, J., Johnson, D.M., Kennedy, R., Kilic, A., Li, Z., Lyburner, L., McCorkel, J., Pahlevan, N., Scambos, T.A., Schaaf, C., Schott, J.R., Sheng, Y., Storey, J., Vermote, E., Vogelmann, J., White, J.C., Wynne, R.H., Zhu, Z., 2019. Current status of Landsat program, science, and applications. *Remote Sensing of Environment* 225, 127–147. <https://doi.org/10.1016/J.RSE.2019.02.015>
- Ye, Q., 2008. Commodity booms and their impacts on the Western Australian economy: The iron ore case. *Resources Policy* 33, 83–101. <https://doi.org/10.1016/J.RESOURPOL.2007.10.003>
- Yellishetty, M., Mudd, G.M., 2014. Substance flow analysis of steel and long term sustainability of iron ore resources in Australia, Brazil, China and India. *Journal of Cleaner Production* 84, 400–410. <https://doi.org/10.1016/J.JCLEPRO.2014.02.046>
- Yellishetty, M., Werner, T.T., Weng, Z., 2022. Iron ore in Australia and the world: Resources, production, sustainability, and future prospects, in: *Iron Ore*. Elsevier, pp. 711–750. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-820226-5.00021-5>
- Yu, L., Xu, Y., Xue, Y., Li, X., Cheng, Y., Liu, X., Porwal, A., Holden, E.-J., Yang, J., Gong, P., 2018. Monitoring surface mining belts using multiple remote sensing datasets: A global perspective. *Ore Geology Reviews* 101, 675–687. <https://doi.org/10.1016/J.OREGEOREV.2018.08.019>

## 5 CONSIDERAÇÕES FINAIS: ANÁLISE COMPARATIVA AUSTRÁLIA E BRASIL

As imagens de satélite utilizadas na pesquisa em conjunto com a técnica de classificação GEOBIA foram ferramentas bastantes eficazes para o mapeamento das minas de minério de ferro a céu aberto no Brasil e na Austrália. Foi possível mensurar a extensão e o quanto essas minas mudaram no espaço e no tempo (1984 a 2019) nestes dois países.

Porém, é importante enfatizar algumas particularidades na metodologia abordada, em se tratando de dois países fisiograficamente bem diferentes. No Brasil por exemplo a mineração de ferro encontra-se imerso em três biomas distintos como a Amazônia, o Pantanal e a Mata Atlântica. Neles ocorrem uma vegetação mais desenvolvida com portes mais arbustivo para arbóreo, formando extensos dosséis contínuos, o que permitiu com que a classe floresta fosse melhor discriminada com a utilização do índice de classificação NDVI no algoritmo de classificação. Com a detecção da floresta, conseqüentemente a identificação da classe mina foi facilitada, pois trata-se de uma feição com resposta espectral bem diferente da vegetação, com pixels referentes a solo exposto e infraestruturas de área de mina. Na Austrália, o NDVI já não foi tão eficaz, pois as minas de ferro se distribuem em um ambiente de campos rupestres, com uma vegetação mais rasteira a arbustiva semelhante a savanas, como se fosse uma contínua área de canga. Ou seja, a resposta espectral dessas áreas é muito semelhante as das minas de ferro, o que dificultou a separação destas duas classes nas imagens de satélite. Por isso, a criação das equações E1 e E2 no artigo 2 do item 4.2 a partir de aritmética entre bandas espectrais foi de fundamental importância, uma vez que elas destacaram bem os pixels referentes a classe mina em relação a canga com base na reflectância, o que facilitou para o classificador separar melhor as áreas de mina neste ambiente sem cobertura vegetal.

Com base nos resultados deste estudo, foi possível observar que desde a década de 1980 a 2019, a mineração de ferro aumentou consideravelmente nos dois países. A maior área minerada foi encontrada na Austrália 875,06 km<sup>2</sup>, seguido do Brasil com 297,75 km<sup>2</sup>. A área alcançada para a classe de mudança Canga-Mina foi de 835,13 km<sup>2</sup> e 75,60 km<sup>2</sup>, respectivamente. Vale ressaltar que uma área de 106,95 km<sup>2</sup> corresponde a outras classes que também foram convertidas para mina no Brasil como Floresta-Mina e Pastagem-Mina.

Essas mudanças observadas nos dois países estão relacionadas a alta produção de minério alcançada ao longo do tempo. Em 2019, juntos atingiram a marca de 1.410 bilhões de toneladas, ou seja, 57 % do minério produzido no mundo. Além da qualidade do minério em termos de teor, esses países são detentores das maiores reservas. O indicador de intensidade de exploração mostrou que o Brasil possui a melhor relação produção por área minerada, pois o

país compreendeu o equivalente a 23,6 mt/km<sup>2</sup>, enquanto que a Austrália 9,7 mt/km<sup>2</sup>. Estudos futuros podem melhorar ainda mais esse entendimento, como uma análise geológica refinada das FFBs e do teor de ferro contido no minério, além de um melhor entendimento da forma e da quantidade do minério extraído na frente de lavra em cada um desses países.

Como discutido na pesquisa, a China é o país que mais compra minério de ferro no mundo e a Austrália e o Brasil são os seus principais fornecedores. Nos últimos anos a Austrália sempre exportou mais que o Brasil, pois além da maior abundância (23 bilhões de toneladas), localiza-se próximo do país asiático. O Brasil encontra-se geograficamente mais distante e ainda possui as menores reservas (15 bilhões de toneladas). Logo, a alta demanda da China por minério de ferro impulsiona a variação do preço no mercado internacional, o que faz acelerar ainda mais a corrida pela produção. Com base no gráfico da Figura 7, o Brasil desde a década de 1980 até 2007 sempre produziu mais minério que a Austrália e a partir de 2008 a Austrália inverte este cenário alcançando a hegemonia de país maior produtor mundial. Os dois países sempre produziram minério proporcionalmente acima do preço de mercado, porém a partir dos anos 2000 com a subida do preço, a Austrália e o Brasil também aumentaram significativamente suas produções com a implantação de novas minas e aumentando a exploração de suas minas já existentes. Entretanto, em 2008 e 2011, quando o minério de ferro alcançou maiores altas, a Austrália aumentou significativamente sua produção, passando a liderar a produção de minério de ferro no mundo. Entretanto, nenhum outro país alcançou números tão expressivos de produção como Austrália e Brasil, principalmente a Austrália que em 2019 bateu recorde de produção de minério de ferro, com mais de 900 mt produzidos, que equivale ao dobro da produção do Brasil.

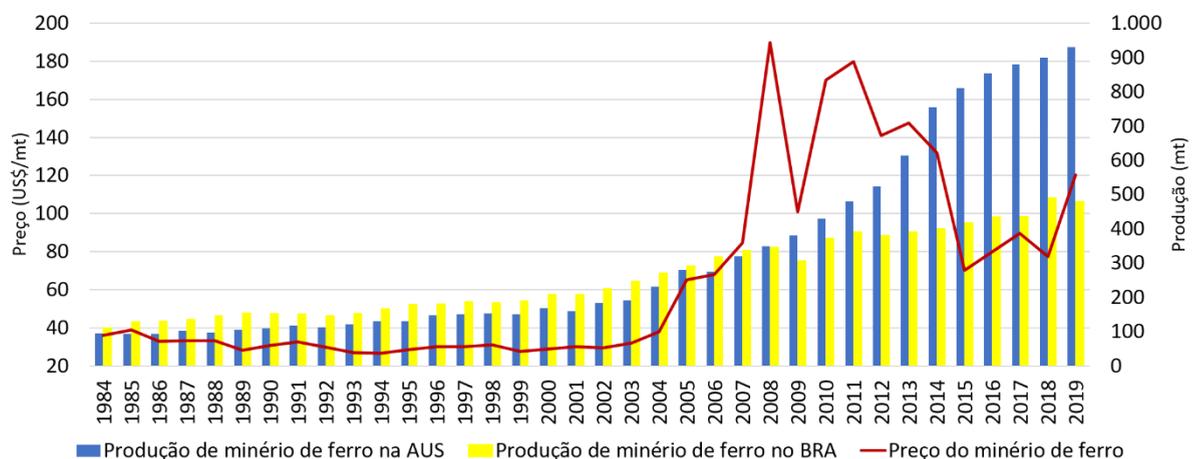


Figura 7- Variação do preço do minério de ferro em dólar por milhões de toneladas no mundo vs. a produção de ferro na Austrália e no Brasil entre 1984 a 2019.

Fonte: IndexMundi (2022), USGS (2020), WorlSteel (2022).

É bastante perceptível que a mineração de ferro esteja causando impactos socioambientais nesses dois países. Porém, comparando a outros tipos de uso do solo, a mineração ocupa uma área diminuta quando comparada ao agronegócio, por exemplo. No Brasil, por exemplo paralelo extração do ferro, grandes áreas são desflorestadas anualmente para a implementação de atividades agropastoris, como foi mostrado pela rede de colaboradores MapBiomas ([mapbiomas.org](http://mapbiomas.org)). Entre 1985 e 2019, a Amazônia perdeu 440.000 km<sup>2</sup> de floresta natural só para a prática da pastagem e agricultura. Trata-se de uma área 10.000 vezes maior que a área suprimida pela atividade de mineração de ferro na Amazônia no mesmo período. A procura pelo ouro também vem se tornando uma grande preocupação no Brasil, pois a maior parte deste minério é extraído de forma irregular, sem atender as normas ambientais exigidas pela legislação brasileira. O trabalho de Souza-Filho *et al.* (2021) mostrou que o valor comercializado de minério de ferro pela área em quilômetro quadrado (US\$/km<sup>2</sup>) alcançou US\$ 91,8 milhão/km<sup>2</sup>, enquanto que o ouro gerou US\$ 1,3 milhão/km<sup>2</sup>. O estudo ainda explana que a área ocupada pela mineração de ferro é bem menor que a mineração ilegal de ouro (Artigo 1, item 4.1), que além de ocuparem as maiores áreas produzem menos e ainda não contribuem para arrecadação de receita para o PIB.

Na Austrália, essas atividades agropastoris em conjunto com desmatamento são bem menores que no Brasil. A mineração de ferro ocorre em ambiente mais isolado distante de outros tipos de uso (agropecuária e centros urbanos), onde o impacto é observado mais localmente de acordo com a extensão que a mina vai tomando. A extração de ouro no país, diferente do Brasil, ocorre de forma industrial, atendendo todas as normas ambientais que o governo australiano estabelece. Logo esse modelo da mineração industrial de ouro na Austrália pode servir de exemplo para países que a mineração artesanal ilegal é predominante. Hoje o país é o segundo maior produtor de ouro do mundo.

É importante salientar que Austrália e Brasil alcançaram o topo dos países maiores produtores de minério de ferro do mundo. Estes países atingiram um patamar de altíssima produtividade, degradando relativamente pouco. Isto se dá pelas grandes mineradoras adotarem um estilo mais responsável de mineração industrial, e atenderem as normas e leis ambientais de seus países. Atualmente, os órgãos governamentais exigem que as empresas responsáveis pela extração do minério, compensem todo o dano causado ambientalmente e socialmente, isso faz com que as companhias busquem alternativas para extrair o minério da forma mais sustentável possível e menos impactante ao meio ambiente.

Por fim, esta tese contribuiu para compreender a intensidade da produção de minério de ferro e as consequentes MCUS nos dois países de maior produção de minério de ferro do mundo.

Além de contribuir com dados quantitativos e especializados das extensões das principais minas de ferro do mundo. Podendo ajudar as maiores mineradoras a tomarem as melhores decisões no controle e monitoramento dos impactos socioambientais causados pela exploração do minério de ferro.

## REFERÊNCIAS

- Alvares C. A., Stape J. L., Sentelhas P. C. de Moraes Gonçalves J. L., Sparovek G. 2013. Köppen's climate classification map for Brazil. *Meteorologische Zeitschrift*, **22** (6): 711–28.
- Agência Nacional de Mineração - ANM. 2020. *Anuário Mineral Brasileiro, Principais Substâncias Metálicas*. Brasília, DF.
- Azevedo Ú. R., Machado M. M. M., Castro P. de T. A., Renger F. E., Trevisol A. and Beato D. A. C. 2012. Geoparque Quadrilátero Ferrífero (MG). In: Silva C. R. (ed), *Geoparques do Brasil*. CPRM, Serviço Geológico do Brasil, Rio de Janeiro, 748p.
- Baatz M. & Schäpe A. 2000. Multiresolution Segmentation: an optimization approach for high quality multi-scale image segmentation. In: Strobl J. (ed), *Angewandte Geographische Informationsverarbeitung XII*. (Beiträge zum AGIT-Symposium Salzburg 2000). Karlsruhe, Herbert Wichmann Verlag, p.12–23.
- Bao N., Lechner A. M., Johansen K., Ye B. 2014. Object-based classification of semi-arid vegetation to support mine rehabilitation and monitoring. *Journal of Applied Remote Sensing*, **8** (1): 083564.
- Bebbington A. J., Bebbington D. H., Sauls L. A., Rogan J., Agrawal S., Gamboa C., Imhof A., Johnson K., Rosa H., Royo A., Toumbourou T., Verdum, R. 2018. Resource extraction and infrastructure threaten forest cover and community rights. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, **115** (52): 13164–73.
- Bekker A., Slack J. F., Planavsky N., Krapez B., Hofmann A., Konhauser K. O., Rouxel O. J. 2010. Iron Formation: The Sedimentary Product of a Complex Interplay among Mantle, Tectonic, Oceanic, and Biospheric Processes. *Economic Geology*, **105** (3): 467–508.
- Benz U. C., Hofmann P., Willhauck G., Lingenfelder I., Heynen M. 2004. Multi-resolution, object-oriented fuzzy analysis of remote sensing data for GIS-ready information. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, **58** (4): 239–58.
- Berenguer E., Ferreira J., Gardner T. A., Aragão L. E. O. C., De Camargo P. B., Cerri C. E., Durigan M., De Oliveira R. C., Vieira I. C. G., Barlow J. 2014. A large-scale field assessment of carbon stocks in human-modified tropical forests. *Global Change Biology*, **20** (12): 3713–26.
- Blaschke T. 2010. Object based image analysis for remote sensing. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, **65** (1): 2–16.
- Blaschke T., Hay G. J., Kelly M., Lang S., Hofmann P., Addink E., Queiroz Feitosa R., Van der Meer F., Van der Werff H., Van Coillie F., Tiede, D. 2014. Geographic Object-Based Image Analysis – Towards a new paradigm. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, **87**: 180–91.

Brito N. D. M. 2011. Desenvolvimento Econômico E Mineração : Uma Abordagem Da Atividade Em Corumbá , MS. *Entre-Lugar*, **4**: 123–50.

BSG 2020. Greenhouse Earth — the story of ancient climate change. *British Geological Survey - Discovering Geology* Available online at <https://www.bgs.ac.uk/discoveringGeology/climateChange/greenHouseEarth.html>. Accessed 26 August 2020.

Cao J., Chen E., Chen Z., Cheng J., Dou C., Du J., Dickinson R. E., Fan W., Fang H., Fu Q., He T., Huang W., Ji S., Jiang B., Jiang L., Li Z., Liang S., Liu Q., Zhu X. 2012. Atmospheric Correction of Optical Imagery. In *Advanced Remote Sensing*. Elsevier, p.111–26.

Castellanos-Quiroz H. O. A., Ramírez-Daza H. M., Ivanova Y., Castellanos-Quiroz H. O. A., Ramírez-Daza H. M., Ivanova Y. 2017. Detection of open-pit mining zones by implementing spectral indices and image fusion techniques. *DYNA*, **84** (201): 42–49.

Catullo R. A. & Scott Keogh J. 2014. Aridification drove repeated episodes of diversification between Australian biomes: Evidence from a multi-locus phylogeny of Australian toadlets (Uperoleia: Myobatrachidae). *Molecular Phylogenetics and Evolution*, **79** (1): 106–17.

Clout J. M. F. & Manuel J. R. 2015. Mineralogical, chemical, and physical characteristics of iron ore. In: Lu L. (ed.) *Iron ore: mineralogy, processing and environmental sustainability*. [S.l., s.n.].

Comtois C. & Slack B. 2016. *Dynamic determinants in global iron ore supply chain*. [S.l.], CIRRELT. February. v 6.

Congalton R. G. 1991. A review of assessing the accuracy of classifications of remotely sensed data. *Remote Sensing of Environment*, **37** (1): 35–46.

Congalton R. & Green, K. 2008. *Assessing the Accuracy of Remotely Sensed Data*. 2nd ed. C. T. & F. G. Press (ed). Boca Raton, FL.

Companhia de Pesquisa e Recursos Minerais do Brasil-CPRM. 2001. Geologia econômica/metalogenia. In: Companhia de Pesquisa e Recursos Minerais do Brasil-CPRM. *Corumbá Folha SE.21-Y-D, Aldeia Tomázia, Folha SF.21-V-B, Porto Murtinho Folha SF.21-V-D, Estado de Mato Grosso do Sul*. Escala 1:250.000. Brasília, DF, CPRM, p. 39–50. (Programa Levantamentos Geológicos Básicos do Brasil).

Ding M., Zhang Y., Shen Z., Liu L., Zhang W., Wang Z., Bai W., Zheng, D. 2006. Land cover change along the Qinghai-Tibet Highway and Railway from 1981 to 2001. *Journal of Geographical Sciences*, **16** (4): 387–95.

Dorr J. V. N. 1969. *Physiographic, stratigraphic, and structural development of the Quadrilátero Ferrífero, Minas Gerais, Brazil*. US Government Printing Office.

- Ducart D. F., Crósta A. P., Filho C. R. S., Coniglio J. 2006. Alteration Mineralogy at the Cerro La Mina Epithermal Prospect, Patagonia, Argentina: Field Mapping, Short-Wave Infrared Spectroscopy, and ASTER Images. *Economic Geology*, **101** (5): 981–96.
- Duuring P., Angerer T., Hagemann S. G., Banks D. A. 2020. Iron deposits hosted by banded iron-formations in the Yilgarn Craton: Products of sequential iron enrichment by magmatic, marine and meteoric fluids. *Ore Geology Reviews*, **116**: 103251.
- Eggseder M. S., Cruden A. R., Dalstra H. J., Nicholas L. 2017. The role of deformation in the formation of banded iron formation-hosted high-grade iron ore deposits, Hamersley Province (Australia). *Precambrian Research*, **296**: 62–77.
- Eggseder M. S., Cruden A. R., Tomkins A. G., Wilson S. A., Dalstra H. J., Rielli A., Li C., Baumgartner J. and Faivre D. 2019. Tiny particles building huge ore deposits – Particle-based crystallisation in banded iron formation-hosted iron ore deposits (Hamersley Province, Australia). *Ore Geology Reviews*, **104**: 160–74.
- ESA 2020. User Guides - Sentinel-2 MSI - Level-2 Processing - Sentinel Online. Available online at <https://sentinel.esa.int/web/sentinel/user-guides/sentinel-2-msi/processing-levels/level-2>. Accessed 8 June 2020.
- Foody G. M. 2002. Status of land cover classification accuracy assessment. *Remote Sensing of Environment*, **80** (1): 185–201.
- Freitas B. T., Warren L. V., Boggiani P. C., Almeida R. P. De, Piacentini T. 2011. Tectono-sedimentary evolution of the Neoproterozoic BIF-bearing Jacadigo Group, SW-Brazil. *Sedimentary Geology*, **238** (2): 48–70.
- Gong P., Wang J., Yu L., Zhao Y., Zhao Y., Liang L., Niu Z., Huang X., Fu H., Liu S., Li C., Li X., Fu W., Liu C., Xu Y., Wang X., Cheng Q., Hu L., Yao W., Zhang H., Zhu P., Zhao Z., Zhang H., Zheng Y., Ji, L., Zhang Y., Chen H., Yan A., Guo J., Yu L., Wang L., Liu X., Shi T., Zhu M., Chen Y., Yang G., Tang P., Xu B., Giri C., Clinton N., Zhu Z., Chen J., Chen, J. 2013. Finer resolution observation and monitoring of global land cover: first mapping results with Landsat TM and ETM+ data. *International Journal of Remote Sensing*, **34** (7): 2607–54.
- Gross G. A. 1980. A classification of iron formations based on depositional environments. *The Canadian Mineralogist*, **18** (2): 215–22.
- Hagemann S. G., Angerer T., Duuring P., Rosière C. A., Figueiredo e Silva R. C., Lobato L., Hensler A. S., Walde D. H. G. 2016. BIF-hosted iron mineral system: a review. *Ore Geology Reviews*, **76**: 317–59.

Halse S., Cocking J., Barron H., Richardson J., Eberhard, S. 2014. Pilbara stygofauna: deep groundwater of an arid landscape contains globally significant radiation of biodiversity. *Records of the Western Australian Museum* **78** (Suppl.): 443-483.

Hao X., An H., Sun X. Zhong, W. 2018. The import competition relationship and intensity in the international iron ore trade: From network perspective. *Resources Policy*, **57**: 45–54.

Hoffman P. F., Abbot D. S., Ashkenazy Y., Benn D. I., Brocks J. J., Cohen P. A., Cox G. M., Creveling J. R., Donnadieu Y., Erwin D. H., Fairchild I. J., Ferreira D., Goodman J. C., Halverson G. P., Jansen M. F., Le Hir G., Love G. D., Macdonald F. A., Maloof A. C., Partin C. A., Ramstein G., Rose B. E. J., Rose C. V., Sadler P. M., Tziperman E., Voigt A., Warren, S. G. 2017. Snowball Earth climate dynamics and Cryogenian geology-geobiology. *Science Advances*, **3** (11).

Hoffman P. F., Kaufman A. J., Halverson, G. P., Schrag, D. P. 1998. A neoproterozoic snowball earth. *Science*, **281** (5381): 1342–46.

Hoorfar J. 2014. *Global safety of fresh produce: a handbook of best practice, innovative commercial solutions and case studies*. [S.l.], Woodhead Publishing.

Huang S., Tang L., Hupy J. P., Wang Y., Shao G. 2021. A commentary review on the use of normalized difference vegetation index (NDVI) in the era of popular remote sensing. *J. For. Res*, **32** (1): 1–6.

IndexMundi 2022. *Iron ore commodity prices*. Available online at <https://www.indexmundi.com/commodities/?commodity=iron-ore&months=60>. Accessed 3 October 2022.

Iwatsuki Y., Nakajima K., Yamano H., Otsuki A., Murakami S. 2018. Variation and changes in land-use intensities behind nickel mining: Coupling operational and satellite data. *Resources, Conservation and Recycling*, **134**: 361–66, February.

James H. L. & Trendall A. F. 1982. Banded iron formation: distribution in time and paleoenvironmental significance. In: Holland H. D & Schidlowski M. (ed.). *Mineral deposits and the evolution of the biosphere*. Berlin, Springer-Verlag. p.199–217. (Physical and Chemical Science Research Report 3).

Klein C. & Beukes N. J. 1993. Sedimentology and geochemistry of the glaciogenic late Proterozoic Rapitan iron-formation in Canada. *Economic Geology*, **88** (3): 542–65.

Latifovic R., Fytas K., Chen J., Paraszczak J. 2005. Assessing land cover change resulting from large surface mining development. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, **7** (1): 29–48.

Lechner A. M., Kassulke O., Unger C. 2016. Spatial assessment of open cut coal mining progressive rehabilitation to support the monitoring of rehabilitation liabilities. *Resources*

*Policy*, **50**: 234–43.

Lobo F. de L., Souza-Filho P. W. M., Novo E. M. L. de M., Carlos F. M., Barbosa, C. C. F. 2018. Mapping mining areas in the Brazilian amazon using MSI/Sentinel-2 imagery (2017). *Remote Sensing*, **10** (8): e1178.

Lu D., Li G., Moran E., Hetrick S. 2013a. Spatiotemporal analysis of land-use and land-cover change in the Brazilian Amazon. *International Journal of Remote Sensing*, **34** (16): 5953–78.

Lu D., Li G., Moran E., Hetrick S. 2013b. Spatiotemporal analysis of land-use and land-cover change in the Brazilian Amazon. *International Journal of Remote Sensing*, **34** (16): 5953–78.

Lu D., Mausel P., Brondízio E., Moran, E. 2004. Change detection techniques. *International Journal of Remote Sensing*, **25** (12): 2365–2401.

MacLeod W. N. 1966. *The geology and iron deposits of the hamersley range area, Western Australia*. B. Davies, Government Printer.

Manero A., Standish R., Young R. 2021. Mine completion criteria defined by best-practice: A global meta-analysis and Western Australian case studies. *Journal of Environmental Management*, **282**: e111912.

MapBiomas 2020. Infográficos. *Lançamento Coleção 5 (1985-2019)* Available online at [https://mapbiomas.org/infograficos-1?cama\\_set\\_language=pt-BR](https://mapbiomas.org/infograficos-1?cama_set_language=pt-BR). Accessed 6 October 2020.

Maus V., Giljum S., Gutschlhofer J., da Silva D. M., Probst M., Gass S. L. B., Luckeneder S., Lieber M., McCallum, I. 2020. A global-scale data set of mining areas. *Scientific Data*, **7** (1): 1–13.

Maus V., Giljum S., da Silva D. M., Gutschlhofer J., da Rosa R. P., Luckeneder S., Gass S. L. B., Lieber M., McCallum, I. 2022. An update on global mining land use. *Scientific Data*, **9** (1): 1–11.

McKenzie N. L., Van Leeuwen S., Pinder, A. M. 2009. Introduction to the Pilbara Biodiversity Survey, 2002–2007. *Records of the Western Australian Museum, Supplement*, **78** (1): 3.

Morgan J. W. & Anders E. 1980. Chemical composition of Earth, Venus, and Mercury. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, **77** (12): 6973–77.

Mota A. C. F. 2009. *Pólos Mineró-Siderúrgicos no Brasil: A Contribuição da Avaliação Estratégica no Caso de Corumbá*. MS Dissertation, Programe de Pós-graduação em planejamento energético Universidade Federal do Rio de Janeiro (UFRJ), Rio de Janeiro, xii, 149p.

- Mukherjee I., Large R. R., Corkrey R., Danyushevsky L. V. 2018. The Boring Billion, a slingshot for Complex Life on Earth. *Scientific Reports*, **8** (1): 1–7.
- Myers N., Mittermeller R. A., Mittermeller C. G., Da Fonseca G. A. B., Kent J. 2000. Biodiversity hotspots for conservation priorities. *Nature*, **403** (6772): 853–58.
- Nakajima K., Daigo I., Nansai K., Matsubae K., Takayanagi W., Tomita M., Matsuno Y. 2018. Global distribution of material consumption: Nickel, copper, and iron. *Resources, Conservation and Recycling*, **133**: 369–74.
- Nakajima K., Nansai K., Matsubae K., Nagasaka T. 2014. Material Flow of Iron in Global Supply Chain. *ISIJ International*, **54** (11): 2657–62.
- Nascimento F. S., Gastauer M., Souza-Filho P. W. M., Nascimento W. R., Santos D. C., Costa, M. F. 2020. Land cover changes in open-cast mining complexes based on high-resolution remote sensing data. *Remote Sensing*, **12** (4): e611.
- Olofsson P., Foody G. M., Herold M., Stehman S. V., Woodcock C. E., Wulder M. A. 2014. Good practices for estimating area and assessing accuracy of land change. *Remote Sensing of Environment*, **148**: 42–57.
- Pauliuk S., Wang T., Müller D. B. 2013. Steel all over the world: Estimating in-use stocks of iron for 200 countries. *Resources, Conservation and Recycling*, **71**: 22–30.
- PCI Geomatica 2015. Geomatica: Training Guide. In: PCI Geomatica. *Geomática II*. Markham, Ontario, Canadá, p.6–163.
- Petropoulos G. P., Partsinevelos P., Mitiraka Z. 2013. Change detection of surface mining activity and reclamation based on a machine learning approach of multi-temporal Landsat TM imagery. *Geocarto International*, **28** (4): 323–42.
- Pontius R. G. & Millones M. 2011. Death to Kappa: birth of quantity disagreement and allocation disagreement for accuracy assessment. *International Journal of Remote Sensing*, **32** (15): 4407–29.
- Pufahl P. K. & Hiatt E. E. 2012. Oxygenation of the Earth's atmosphere-ocean system: A review of physical and chemical sedimentologic responses. *Marine and Petroleum Geology*, **32** (1): 1–20.
- Regional Development Australia RDAPilbara 2020. *Regional Development Australia, Pilbara*. Available online at <http://www.rdapilbara.org.au/>. Accessed 24 August 2020.
- Rio Tinto 2010. Rio Tinto Iron Ore - Mining. *Rio Tinto, Pilbara* Available online at [https://web.archive.org/web/20110406103610/http://www.riotintoironore.com/ENG/operation/s/301\\_pilbara.asp](https://web.archive.org/web/20110406103610/http://www.riotintoironore.com/ENG/operation/s/301_pilbara.asp). Accessed 24 August 2020.

Recursos Minerais de Minas Gerais - RMMG. 2018. Ferro. *In*: Caxito F. & T. G. Dias (eds). *Recursos Minerais de Minas Gerais: síntese do conhecimento sobre as riquezas minerais, história geológica, e meio ambiente e mineração de Minas Gerais*. CODEMGE, 30.

Santos D. C., Souza-Filho P. W. M., da Rocha Nascimento W., Cardoso G. F., dos Santos, J. F. 2020. Land cover change, landscape degradation, and restoration along a railway line in the Amazon biome, Brazil. *Land Degradation and Development*, **31** (15): 1–14.

Sawe B. E. 2017. Top Iron Ore Producing Countries In The World. *WorldAtlas, Economics* Available online at <https://www.worldatlas.com/articles/top-iron-ore-producing-countries-in-the-world.html>. Accessed 15 October 2018.

Shackelford N., Miller B. P., Erickson T. E. 2017. Restoration of open-cut mining in semi-arid systems: A synthesis of long-term monitoring data and implications for management. *Land Degradation & Development*, **29** (4): 994–1004.

Shelestov A., Lavreniuk M., Kussul N., Novikov A., Skakun S. 2017. Exploring Google Earth Engine Platform for Big Data Processing: Classification of Multi-Temporal Satellite Imagery for Crop Mapping. *Frontiers in Earth Science*, **5**. <https://doi.org/10.3389/feart.2017.0017>.

Sheppard S., Krapež B., Zi J. W., Rasmussen B., Fletcher I. R. 2017. Young ores in old rocks: Proterozoic iron mineralisation in Mesoproterozoic banded iron formation, northern Pilbara Craton, Australia. *Ore Geology Reviews*, **89**: 40–69.

Silva F. R. 2007. *A paisagem do Quadrilátero Ferrífero, MG: potencial para uso turístico da sua geologia e geomorfologia*. MS Dissertation, Programa de Pós-graduação do Departamento de Geografia, Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte. 144p.

Song Y., Wang N., Yu A. 2019. Temporal and spatial evolution of global iron ore supply-demand and trade structure. *Resources Policy*, **64** (101506).

Sonter L. J., Barrett D. J., Soares-Filho B. S. 2014. Offsetting the Impacts of Mining to Achieve No Net Loss of Native Vegetation. *Conservation Biology*, **28** (4): 1068–76.

Sonter L. J., Barrett D. J., Soares-Filho B. S., Moran C. J. 2014. Global demand for steel drives extensive land-use change in Brazil's Iron Quadrangle. *Global Environmental Change*, **26**: 63–72.

Sonter L. J., Moran C. J., Barrett D. J., Soares-Filho B. S. 2014. Processes of land use change in mining regions. *Journal of Cleaner Production*, **84**: 494–501.

Souza-Filho P., Nascimento W., Santos D., Weber E., Silva R., Siqueira J. 2018. A GEOBIA Approach for Multitemporal Land-Cover and Land-Use Change Analysis in a Tropical Watershed in the Southeastern Amazon. *Remote Sensing*, **10** (11): 1683.

Souza-Filho P. W. M., Giannini T. C., Jaffé R., Giulietti A. M., Santos D. C., Nascimento Jr W. R., Guimarães J. T. F., Costa M. F., Fonseca V. L. I., Siqueira J. O. 2019. Mapping and quantification of ferruginous mountain savanna in the Brazilian Amazon: a challenge for biodiversity conservation. *PlosOne*, p.1–20. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0211095>.

Souza-Filho P. W. M., de Lucia Lobo F., Barbosa Lopes Cavalcante R., Mota J. A., da Rocha Nascimento W., Santos D. C., M. L. M. Novo E., Barbosa C. C. F. and Siqueira J. O. 2021. Land-use intensity of official mineral extraction in the Amazon region: Linking economic and spatial data. *Land Degradation and Development*, **32** (4): 1706–17.

Souza-Filho P. W. M., Nascimento Jr. W. R., Versiani de Mendonça B. R., Silva Jr. R. O., Guimarães J. T. F., Dall’Agnol R., Siqueira J. O. 2015. Changes in the land cover and land use of the Itacaiunas River watershed, arc of deforestation, Carajas, southeastern Amazon. *The International Archives Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, **XL-7/W3**: 1491–96.

Souza-Filho P. W. M., de Souza E. B., Silva Júnior R. O., Nascimento W. R., Versiani de Mendonça B. R., Guimarães J. T. F., Dall’Agnol R., Siqueira J. O. 2016. Four decades of land-cover, land-use and hydroclimatology changes in the Itacaiúnas River watershed, southeastern Amazon. *Journal of Environmental Management*, **167**: 175–84.

Souza C. M., Z. Shimbo J., Rosa M. R., Parente L. L., A. Alencar A., Rudorff B. F. T., Hasenack H., Matsumoto M., G. Ferreira L., Souza-Filho P. W. M., de Oliveira S. W., Rocha W. F., Fonseca A. V., Marques C. B., Diniz C. G., Costa D., Monteiro D., Rosa E. R., Vélez-Martin E., Weber E. J., Lenti F. E. B., Paternost F. F., Pareyn F. G. C., Siqueira J. V., Viera J. L., Neto L. C. F., Saraiva M. M., Sales M. H., Salgado M. P. G., Vasconcelos R., Galano S., Mesquita V. V., Azevedo T. 2020. Reconstructing Three Decades of Land Use and Land Cover Changes in Brazilian Biomes with Landsat Archive and Earth Engine. *Remote Sensing*, **12** (17): 2735.

Souza Filho P. W. M., Cavalcante R. B. L., Nascimento W. R., Gastauer M., Santos D. C., Silva R. O., Sahoo P. K., Salom G., Silva M. S., Ramos S. J., Caldeira C. F., Dall, R. 2020. The sustainability index of the physical mining Environment in protected areas, Eastern Amazon. *Environmental and Sustainability Indicators*, **8**: e1074. August.

Statista 2019. *World iron ore reserves by country 2019*. Available online at <https://www.statista.com/statistics/267381/world-reserves-of-iron-ore-by-country/>. Accessed 14 April 2020.

Tang L. & Werner T. T. 2023. Global mining footprint mapped from high-resolution satellite imagery. *Communications Earth & Environment*, **4** (1): 134.

Tóvári D. 2006. *Segmentation based classification of airborne laser scanner data*. Universität Fridericiana zu Karlsruhe, Germany.

Townsend P. A., Helmers D. P., Kingdon C. C., McNeil B. E., Beurs K. M. de, Eshleman K. N. 2009. Changes in the extent of surface mining and reclamation in the Central Appalachians detected using a 1976-2006 Landsat time series. *Remote Sensing of Environment*, **113** (1): 62–

72.

USGS 2020a. *Iron Ore Data Sheet - Mineral Commodity Summaries 2020*. Disponível em: <https://pubs.usgs.gov/periodicals/mcs2020/mcs2020-iron-ore.pdf>. Acessado em 08 de abril de 2020

USGS 2020b. *Iron Ore Statistics and Information*. Available online at <https://www.usgs.gov/centers/national-minerals-information-center/iron-ore-statistics-and-information>. Accessed 9 April 2020.

VALE S.A 2019. Biodiversidade. In: VALE S. A. *Meio ambiente - biodiversidade*. Available online at <http://www.vale.com/esg/pt/Paginas/Biodiversidade.aspx>. Accessed 6 October 2020.

VALE S.A 2017. *Vale - SIID - O maior projeto de mineração do mundo*. Available online at <http://www.vale.com/hotsite/PT/Paginas/Home.aspx>. Accessed 3 October 2022.

WA 2020. *The world iron ore market - Western Australia Iron Ore Profile*.

Wang Q., Shi W., Li Z., Atkinson P. M. 2016. Fusion of Sentinel-2 images. *Remote Sensing of Environment*, **187**: 241–52.

Werner T. T., Mudd G. M., Schipper A. M., Huijbregts M. A. J., Taneja L., Northey S. A. 2020. Global-scale remote sensing of mine areas and analysis of factors explaining their extent. *Global Environmental Change*, **60**: e102007, May.

WorldSteel Association. 2022. *Steel statistical yearbook - worldsteel.org*. Available online at <https://worldsteel.org/steel-topics/statistics/steel-statistical-yearbook/>. Accessed 3 October 2022.

WorldSteel Association. 2019. *Total production of crude steel*. Available online at [https://www.worldsteel.org/steel-by-topic/statistics/steel-data-viewer/P1\\_crude\\_steel\\_total/CHN/IND](https://www.worldsteel.org/steel-by-topic/statistics/steel-data-viewer/P1_crude_steel_total/CHN/IND). Accessed 9 April 2020.

Wulder M. A., Loveland T. R., Roy D. P., Crawford C. J., Masek J. G., Woodcock C. E., Allen R. G., Anderson M. C., Belward A. S., Cohen W. B., Dwyer J., Erb A., Gao F., Griffiths P., Helder D., Hermosilla T., Hipple J. D., Hostert P., Hughes M. J., Huntington J., Johnson D. M., Kennedy R., Kilic A., Li Z., Lymburner L., McCorkel J., Pahlevan N., Scambos T. A., Schaaf C., Schott J. R., Sheng Y., Storey J., Vermote E., Vogelmann J., White J. C., Wynne R. H., Zhu Z. 2019. Current status of Landsat program, science, and applications. *Remote Sensing of Environment*, **225**: 127–47.

Ye Q. 2008. Commodity booms and their impacts on the Western Australian economy: The iron ore case. *Resources Policy*, **33** (2): 83–101.

Yellishetty M., Werner T. T., Weng Z. 2022. Iron ore in Australia and the world: resources, production, sustainability, and future prospects. In: Lu L. (ed.). *Iron ore: mineralogy, processing and environmental sustainability*. [S.l.], Elsevier, 711–50.

Yu L., Liang L., Wang J., Zhao Y., Cheng Q., Hu L., Liu S., Yu L., Wang X., Zhu P., Li X., Xu Y., Li C., Fu W., Li X., Li W., Liu C., Cong N., Zhang H., Sun F., Bi X., Xin Q., Li D., Yan D., Zhu Z., Goodchild M. F., Gong P. 2014. Meta-discoveries from a synthesis of satellite-based land-cover mapping research. *International Journal of Remote Sensing*, **35** (13): 4573–88.

Yu L., Wang J., Gong, P. 2013. Improving 30 m global land-cover map FROM-GLC with time series MODIS and auxiliary data sets: a segmentation-based approach. *International Journal of Remote Sensing*, **34** (16): 5851–67.

Yu L., Wang J., Li X., Li C., Zhao Y., Gong P. 2014. A multi-resolution global land cover dataset through multisource data aggregation. *Science China Earth Sciences*, **57** (10): 2317–29.

Yu L., Xu Y., Xue Y., Li X., Cheng Y., Liu X., Porwal A., Holden E.-J., Yang J., Gong P. 2018. Monitoring surface mining belts using multiple remote sensing datasets: A global perspective. *Ore Geology Reviews*, **101**: 675–87.

Zappi D. C., Moro M. F., Walker B., Meagher T., Viana P. L., Mota N. F. O., Watanabe M. T. C., Nic Lughadha E. 2019. Plotting a future for Amazonian canga vegetation in a campo rupestre context N. Cellinese (ed). *PLOS ONE*, **14** (8): e0219753.

## ANEXO A – DADOS SUPLEMENTARES REFERENTES AO ARTIGO 1

Tabela A1. Área mapeada por mina das classes da cobertura e uso da terra.

Mines	Class	Area 1984 (km <sup>2</sup> )	%	Area 2019 (km <sup>2</sup> )	%
Itabira	Mine	28,76	19	44,55	30
	Forest	68,31	46	61,86	41
	Canga	40,24	27	8,06	6
	City	12,13	8	19,87	13
	Pastureland	0	0	15,11	10
Sapecado/Picos/Galinheiros/Aboboras	Mine	5,15	6	27,51	32
	Forest	34,55	39	28,37	32
	Canga	47,11	54	30,83	35
	Water	0,80	1	0,9	1
Fazendão/Alegria/Fábrica Nova	Mine	13,64	9	34,71	23
	Forest	85,63	57	78,81	53
	Canga	50,55	34	36,29	24
Casa de Pedra	Mine	8,85	18	17,58	36
	Forest	20,29	41	19,44	39
	Canga	20	41	12,12	25
João Pereira/Fábrica/Segredo	Mine	12,83	27	19,12	41
	Forest	11,09	24	10,92	23
	Canga	23,04	49	16,93	36
Córrego do Feijão/Jangada	Mine	4,34	11	11,03	29
	Forest	20,13	53	17,15	45
	Canga	12,13	32	6,97	19
	Pastureland	0	0	2,79	7
Serra Azul	Mine	2,76	9	9,24	30
	Forest	14,88	48	15,37	49
	Canga	11,94	38	2,47	8
	Pastureland	1,65	5	4,16	13
Água Limpa	Mine	2,93	10	7,67	25
	Forest	22,72	75	21,33	71
	Pastureland	4,5	15	1,14	4
Brucutu	Mine	0	0	6,80	42
	Forest	12,63	79	7,79	49
	Canga	1,79	11	1,34	8
	Pastureland	1,64	10	0,11	1
Bocaina	Mine	1,54	27	2	34
	Forest	1,73	30	2,15	37
	Canga	2,50	43	1,65	29
Capitão do Mato/Tamanduá	Mine	2,60	8	9,42	29
	Forest	9,37	29	8,54	26
	Canga	19,87	60	13	40
	City	0,87	3	1,76	5
Mutuca/Capão Xavier/Mar Azul	Mine	4,23	17	7	28
	Forest	10,07	40	9,73	39
	Canga	10,64	43	6,70	27
	City	0	0	1,51	6
Gongo Soco	Mine	0,31	2	5,86	43
	Forest	8,9	66	7,05	52
	Canga	3,52	26	0,23	2
	Pastureland	0,78	6	0,36	3
Andrade	Mine	1,11	13	2,74	32
	Forest	5,42	64	5,24	62

	Canga	2	23	0,17	2
	Pastureland	0	0	0,35	4
<b>Miguel Burnier</b>	Mine	1	11	2,40	28
	Forest	4,01	47	3,45	40
	Canga	0	0	2,7	32
<b>Várzea do Lopes</b>	Mine	0	0	2,40	28
	Forest	3,05	36	2,54	30
	Canga	5,47	64	3,6	42
<b>Pau Branco</b>	Mine	1	11	3,54	43
	Forest	2,08	26	3,13	39
	Canga	5,14	63	1,47	18
<b>Serra Azul/Ipê/Tico-Tico/EMESA</b>	Mine	3,31	9	7,47	21
	Forest	19	52	18	49
	Canga	10	27	6,32	17
	Pastureland	4,31	12	4,80	13
<b>Timbopeba</b>	Mine	3,21	25	4,47	34
	Forest	7,18	55	5,55	43
	Canga	2,23	17	3,04	23
	Water	0,44	3	0	0
<b>Usiminas</b>	Mine	2,17	11	7,09	37
	Forest	6,48	34	7,19	37
	Canga	8,67	45	2,17	11
	Pastureland	2	10	2,54	13
	City	0	0	0,33	2
<b>Serra da Moeda</b>	Mine	0	0	1,08	47
	Forest	0,41	18	0,30	13
	Canga	1,87	82	1	40
<b>Córrego do Meio</b>	Mine	0,56	20	1,16	42
	Forest	1,01	37	1,45	53
	Canga	1,18	43	0,14	5
<b>AVG</b>	Mine	0,04	2	0,63	23
	Forest	0,55	20	0,55	20
	Canga	2,11	78	1,52	57
<b>N4N5</b>	Mine	8,11	8	42,22	40
	Forest	76,88	73	58,15	55
	Canga	20,27	19	4,89	5
<b>S11D</b>	Mine	0	0	6,86	34
	Forest	10,47	52	9,79	48
	Canga	9,7	48	3,52	18
<b>Urucum</b>	Mine	0,69	3	5,41	20
	Forest	12,79	46	12	44
	Canga	10,79	39	6,77	24
	Pastureland	3,38	12	3,2	12
<b>Santa Cruz</b>	Mine	0,52	3	4,42	26
	Forest	7,89	47	8,57	51
	Canga	6,8	40	3,96	4
	Pastureland	1,73	10	0	0
<b>Vetorial</b>	Mine	0	0	3,23	29
	Forest	7,48	66	6,04	53
	Canga	0,75	7	0	0
	Pastureland	3,1	27	2,05	18

Tabela A2. Área mapeada por mina das classes de detecção de mudança no QF.

Mines	LCLU (1984-2019)	Area (km <sup>2</sup> )	%	Relative Change (km <sup>2</sup> )
Itabira	Canga-City	7,13	5	-20,37
	Canga-Mine	4,74	3	4,31
	Canga-Pastureland	10	7	-25,13
	Forest-City	2,7	2	-48,44
	Forest-Mine	15,56	10	-23,76
	Forest-Pastureland	4,80	3	-53,20
	Canga-Canga	20,07	14	-32,18
	City-City	12,12	8	7,74
	Forest-Forest	43,64	29	-6,45
Sapicado/Picos/Galinheiros/Aboboras	Mine-Mine	28,75	19	15,79
	Canga-Mine	14,01	16	-19,60
	Forest-Mine	9,38	11	-7,04
	Canga-Canga	37,24	42	-16,28
	Forest-Forest	20,85	24	-6,18
	Mine-Mine	5,29	6	22,36
Fazendão/Alegria/Fábrica Nova	Water-Water	0,83	1	0,1
	Canga-Mine	10,35	7	-15,84
	Forest-Mine	14,56	10	50,92
	Canga-Canga	46,71	31	-14,26
	Forest-Forest	64,57	43	-6,82
Casa de Pedra	Mine-Mine	13,62	9	21,07
	Canga-Mine	6,21	13	-2,42
	Forest-Mine	4,53	9	-2,71
	Canga-Canga	14,48	31	-7,88
	Forest-Forest	14,10	29	-0,85
João Pereira/Fábrica/Segredo	Mine-Mine	8,82	18	8,73
	Canga-Mine	6,74	14	-3,92
	Forest-Mine	3,42	7	8,03
	Canga-Canga	18,05	39	-6,11
	Forest-Forest	6	13	-0,17
Córrego do Feijão/Jangada	Mine-Mine	12,83	27	6,29
	Canga-Mine	3,70	10	-1,1
	Canga-Pastureland	1,17	3	-9,34
	Forest-Mine	3,18	8	-9,1
	Forest-Pastureland	1,29	4	-17,34
	Pastureland-Forest	0,65	1	17,15
	Pastureland-Mine	0,36	1	11,03
	Canga-Canga	8,74	23	-5,16
	Forest-Forest	14,11	37	-2,98
Serra Azul	Mine-Mine	4,29	11	6,69
	Pastureland-Pastureland	0,46	1	2,79
	Canga-Mine	4,88	16	-2,70
	Canga-Pastureland	1,09	3	-7,78
	Forest-Mine	2,05	7	-5,64
	Forest-Pastureland	1,55	5	-10,72
	Canga-Canga	6,58	21	-9,47
Água Limpa	Forest-Forest	10,67	34	0,49
	Mine-Mine	2,76	9	6,48
	Pastureland-Pastureland	1,46	5	2,51
	Forest-Mine	5,02	17	-15,05
	Pastureland-Forest	3,13	10	16,83
Água Limpa	Pastureland-Mine	0,5	2	3,17
	Forest-Forest	17,45	58	-1,39
	Mine-Mine	3	10	4,74

	Pastureland-Pastureland	1	3	-3,36
<b>Brucutu</b>	Canga-Mine	1,16	7	5,01
	Forest-Mine	4,93	31	-5,83
	Pastureland-Forest	0,59	4	6,15
	Pastureland-Mine	0,71	5	5,16
	Canga-Canga	1,34	8	-0,45
	Forest-Forest	7,18	44	-4,84
	Pastureland-Pastureland	0,09	1	-1,53
<b>Bocaina</b>	Canga-Mine	0,59	10	-0,5
	Forest-Mine	0,10	1	0,27
	Canga-Canga	1,54	27	-0,85
	Forest-Forest	2	34	0,42
	Mine-Mine	1,54	28	0,46
<b>Capitão do Mato/Tamanduá</b>	Canga-Cidade	0,54	2	-18,11
	Canga-Mine	5,5	17	-10,45
	Forest-Mine	2	7	0,05
	Canga-Canga	14,79	45	-6,87
	Cidade-Cidade	1,16	3	0,89
	Forest-Forest	6,35	19	-0,83
	Mine-Mine	2,31	7	6,82
<b>Mutuca/Capão Xavier/Mar Azul</b>	Canga-Cidade	1,36	5	-9,13
	Canga-Mine	2,17	9	-3,64
	Forest-Mine	1,94	8	-3,07
	Canga-Canga	8,60	35	-3,94
	Forest-Forest	7	28	-0,34
	Mine-Mine	3,84	15	2,77
<b>Gongo Soco</b>	Canga-Mine	2,02	15	2,34
	Forest-Mine	3,60	26	-3,04
	Forest-Pastureland	0,09	1	-8,54
	Pastureland-Forest	0,51	4	6,27
	Canga-Canga	1,46	11	-3,29
	Forest-Forest	5,24	39	-1,85
	Mine-Mine	0,31	2	5,55
	Pastureland-Pastureland	0,27	2	-0,42
<b>Andrade</b>	Canga-Mine	0,46	5	0,74
	Forest-Mine	1,32	16	-2,68
	Forest-Pastureland	0,34	4	-5,07
	Canga-Canga	1,46	17	-1,83
	Forest-Forest	3,80	45	-0,18
	Mine-Mine	1,11	13	1,63
<b>Miguel Burnier</b>	Canga-Mine	1,28	15	2,40
	Forest-Mine	0,67	8	-1,61
	Canga-Canga	2,83	33	2,70
	Forest-Forest	3,04	35	-0,56
	Mine-Mine	0,71	8	1,40
<b>Várzea do Lopes</b>	Canga-Mine	1,83	21	-3,07
	Forest-Mine	0,56	7	-0,65
	Canga-Canga	3,58	42	-1,87
	Forest-Forest	2,54	30	-0,51
<b>Pau Branco</b>	Canga-Mine	2,13	26	-1,60
	Forest-Mine	0,64	8	1,46
	Canga-Canga	3,23	40	-3,67
	Forest-Forest	1,22	15	1,05
	Mine-Mine	0,93	11	2,54
<b>Serra Azul/Ipê/Tico-Tico/EMESA</b>	Canga-Mine	2,76	8	-2,53
	Canga-Pastureland	0,82	2	-5,20
	Forest-Mine	1,87	5	-11,53
	Forest-Pastureland	2,09	6	-14,20

	Pastureland-Forest	1,56	4	13,69
	Pastureland-Mine	0,6	2	3,16
	Canga-Canga	8,52	23	-3,68
	Forest-Forest	13,19	36	-1,00
	Mine-Mine	3,22	9	4,16
	Pastureland-Pastureland	1,88	5	0,49
<b>Timbopeba</b>	Canga-Mine	0,25	2	2,24
	Forest-Mine	1,92	15	-2,71
	Canga-Canga	2,96	24	0,81
	Forest-Forest	4,28	33	-1,63
	Mine-Mine	3,21	26	1,26
<b>Usiminas</b>	Canga-Cidade	0,21	1	-8,34
	Canga-Mine	3,66	19	-1,58
	Canga-Pastureland	1,24	7	-6,13
	Forest-Mine	1,04	5	0,61
	Forest-Pastureland	0,63	3	-3,94
	Pastureland-Cidade	0,15	1	-1,67
	Pastureland-Forest	0,63	3	5,19
	Pastureland-Mine	0,54	3	5,09
	Canga-Canga	3,62	19	-6,50
	Forest-Forest	4,81	25	0,71
	Mine-Mine	2,15	11	4,92
	Pastureland-Pastureland	0,62	3	0,54
	<b>Serra da Moeda</b>	Canga-Mine	0,95	42
Forest-Mine		0,14	6	0,67
Canga-Canga		0,91	40	-0,87
Forest-Forest		0,28	12	-0,11
<b>Córrego do Meio</b>	Canga-Mine	0,56	20	-0,02
	Forest-Mine	0,15	6	0,15
	Canga-Canga	0,63	23	-1,04
	Forest-Forest	0,85	31	0,44
	Mine-Mine	0,56	20	0,60
<b>AVG</b>	Canga-Mine	0,60	22	-1,48
	Forest-Mine	0,01	1	0,08
	Canga-Canga	1,67	62	-0,59
	Forest-Forest	0,36	13	0
	Mine-Mine	0,06	2	0,59
<b>N4N5</b>	Canga-Mine	16,69	15	21,95
	Forest-Mine	18,64	18	-34,66
	Canga-Canga	5,06	5	-15,38
	Forest-Forest	56,76	54	-18,73
	Mine-Mine	8,11	8	34,11
<b>S11D</b>	Canga-Mine	5,83	29	-2,84
	Forest-Mine	1,03	5	-3,61
	Canga-Canga	4,01	20	-6,18
	Forest-Forest	9,30	46	-0,68
<b>Urucum</b>	Canga-Mine	4,62	17	-5,38
	Forest-Mine	4,16	15	-7,38
	Forest-Pastureland	1,75	6	-9,59
	Pastureland-Forest	0,25	1	8,62
	Pastureland-Mine	1,4	5	2,03
	Canga-Canga	7,34	27	-4,02
	Forest-Forest	6,52	24	-0,79
	Mine-Mine	0,7	3	4,72
Pastureland-Pastureland	0,66	2	-0,18	
<b>Santa Cruz</b>	Canga-Mine	2,36	14	-2,38
	Forest-Mine	0,68	4	-3,47
	Pastureland-Forest	0,7	4	6,84

	Pastureland-Mine	1,04	6	2,69
	Canga-Canga	4,68	28	-2,84
	Forest-Forest	6,98	41	0,68
	Mine-Mine	0,51	3	3,9
<b>Vetorial</b>	Canga-Mine	0,32	3	2,48
	Forest-Mine	1,67	15	-4,25
	Forest-Pastureland	1,61	14	-5,43
	Pastureland-Forest	1,41	12	2,94
	Pastureland-Mine	1,25	11	0,13
	Forest-Forest	4,62	41	-1,44
	Pastureland-Pastureland	0,44	4	-1,05

## ANEXO B – DADOS SUPLEMENTARES REFERENTES AO ARTIGO 2

Tabela B1. Área mapeada por mina das classes de cobertura e uso da terra em Pilbara.

Mines	Class	Area 1984 (km <sup>2</sup> )	%	Area 2010 (km <sup>2</sup> )	%
<b>Area C</b>	Mine	0	0	66,66	18,55
	Schrublands	359,37	100	292,71	81,45
<b>Brockman 2/Nammuldi</b>	Mine	0	0	57,30	15,79
	Schrublands	362,94	100	298,83	82,33
	Agriculture	0	0	6,80	1,87
<b>Brockman 4</b>	Mine	0	0	24,73	35,61
	Schrublands	69,44	100	44,71	64,38
<b>Channar</b>	Mine	0	0	16,50	30,60
	Shrublands	53,94	100	37,43	69,40
<b>Christmas Creek</b>	Mine	0	0	88,17	48,01
	Shrublands	183,64	100	95,47	51,99
<b>Cloudbreak</b>	Mine	0	0	88,11	32,57
	Schrublands	270,52	100	182,41	67,43
<b>Eastern Ranger</b>	Mine	0	0	9,69	38,25
	Schrublands	25,33	100	15,64	61,74
<b>Hope Downs</b>	Mine	0	0	31,34	50,28
	Schrublands	62,33	100	30,99	49,71
<b>Iron Valley</b>	Mine	0	0	3,00	32,95
	Schrublands	9,12	100	6,11	67,04
<b>Jimblebar</b>	Mine	0	0	50,48	25,68
	Schrublands	196,59	100	146,10	74,31
<b>Marandoo</b>	Mine	0	0	18,87	20,89
	Schrublands	90,33	100	71,45	79,10
<b>Mesa A</b>	Mine	0	0	22,14	28,57
	Schrublands	77,51	100	55,36	71,42
<b>Mesa J/H</b>	Mine	0	0	19,36	44,43
	Schrublands	43,57	100	24,21	55,56
<b>Mt Tom Price</b>	Mine	16,36	20,85	34,57	44,06
	Schrublands	62,10	79,14	43,89	55,93
<b>Mt Webber</b>	Mine	0	0	2,03	12,58
	Schrublands	16,13	100	14,10	87,41
<b>Paraburdoo</b>	Mine	10,06	15,44	23,48	36,03
	Schrublands	55,10	84,56	41,68	63,96
<b>Pardoo</b>	Mine	0	0	1,18	23,92
	Schrublands	4,96	100	3,77	76,08
<b>Roy Hill</b>	Mine	0	0	75,72	35,56
	Schrublands	212,96	100	137,23	64,44
<b>Salomon</b>	Mine	0	0	47,62	14,31
	Schrublands	332,68	100	285,06	85,68
<b>West Angelas</b>	Mine	0	0	47,48	28,60
	Schrublands	166,00	100	118,52	71,39
<b>Whaleback</b>	Mine	15,02	15,54	44,20	45,73
	Schrublands	78,99	81,72	43,65	45,16
	Urban	2,64	2,73	8,79	9,10
<b>Wodgina</b>	Mine	0	0	8,58	33,34
	Schrublands	25,73	100	17,15	66,66
<b>Yandi</b>	Mine	0	0	51,34	25,56
	Schrublands	200,85	100	149,50	74,43
<b>Yandicogina</b>	Mine	0	0	36,56	19,36
	Schrublands	188,78	100	152,22	80,63
<b>Yarri</b>	Mine	0	0	5,85	20,21
	Schrublands	28,95	100	23,10	79,78

Tabela B2. Área mapeada por mina das classes de detecção de mudança em Pilbara.

Mines	LCLU (1986-2019)	Area (km <sup>2</sup> )	%	Relative Change (km <sup>2</sup> )
Area C	Schrublands-Mine	66,66	18,55	66,66
	Schrublands-Schrublands	292,71	81,45	-67,00
Brockman 2/Nammuldi	Schrublands-Mine	57,30	15,79	57,30
	Schrublands-Schrublands	298,83	82,33	-64,11
	Schrublands-Agriculture	6,80	1,87	6,80
Brockman 4	Schrublands-Mine	24,73	35,61	24,73
	Schrublands-Schrublands	44,71	64,38	-24,73
Channar	Schrublands-Mine	16,50	30,60	16,50
	Schrublands-Schrublands	37,43	69,40	-16,50
Christmas Creek	Schrublands-Mine	88,17	48,01	88,17
	Schrublands-Schrublands	95,47	52,00	-88,17
Cloudbreak	Schrublands-Mine	88,11	32,57	88,11
	Schrublands-Schrublands	182,41	67,43	-88,11
Eastern Ranger	Schrublands-Mine	9,69	38,25	9,69
	Schrublands-Schrublands	15,64	61,74	-9,69
Hope Downs	Schrublands-Mine	31,34	50,28	31,34
	Schrublands-Schrublands	30,99	49,71	-31,34
Iron Valley	Schrublands-Mine	3,00	33,00	3,00
	Schrublands-Schrublands	6,12	67,04	-3,00
Jimblebar	Schrublands-Mine	50,48	25,70	50,48
	Schrublands-Schrublands	146,11	74,31	-50,48
Marandoo	Schrublands-Mine	18,87	21,00	18,87
	Schrublands-Schrublands	71,46	79,10	-18,87
Mesa A	Schrublands-Mine	22,14	28,57	22,14
	Schrublands-Schrublands	55,36	71,43	-22,14
Mesa J/H	Schrublands-Mine	19,36	44,43	19,36
	Schrublands-Schrublands	24,21	55,56	-19,36
Mt Tom Price	Schrublands-Mine	18,85	24,02	-27,53
	Schrublands-Schrublands	43,25	55,12	-18,21
	Mine-Mine	16,36	16,36	18,21
Mt Webber	Schrublands-Mine	2,03	12,59	2,03
	Schrublands-Schrublands	14,10	87,41	-2,03
Paraburdoo	Schrublands-Mine	14,32	21,97	-31,63
	Schrublands-Schrublands	40,79	62,58	-13,43
	Mine-Mine	10,06	15,44	13,42
Pardoo	Schrublands-Mine	1,18	23,92	1,18
	Schrublands-Schrublands	3,78	76,08	-1,18
Hoy Hill	Schrublands-Mine	75,72	35,56	75,72
	Schrublands-Schrublands	137,23	64,44	-75,73
Salomon	Schrublands-Mine	47,62	14,31	47,62
	Schrublands-Schrublands	285,06	85,68	-47,42
West Angelas	Schrublands-Mine	47,48	28,60	47,48
	Schrublands-Schrublands	118,52	71,39	-47,48
Whaleback	Schrublands-Mine	29,16	30,17	-34,79
	Schrublands-Schrublands	43,60	45,11	-35,34
	Schrublands-Urban	6,21	6,43	-70,2
	Mine-Mine	15,02	15,54	29,18
Wodgina	Urban-Urban	2,63	2,73	6,15
	Schrublands-Mine	8,58	33,34	8,58
Yandi	Schrublands-Schrublands	17,15	66,65	-8,58
	Schrublands-Mine	51,34	25,56	51,34
Yandicogina	Schrublands-Schrublands	149,50	74,43	-51,34
	Schrublands-Mine	36,56	19,37	36,56
Yarri	Schrublands-Schrublands	152,22	80,63	-36,56
	Schrublands-Mine	5,85	20,21	5,85
Yarri	Schrublands-Schrublands	23,10	79,80	-5,85

## ANEXO C – COMPROVANTE DE SUBMISSÃO DO ARTIGO 1

### Global Environmental Change

#### Land use changes and iron ore production in open cast mines of Brazil from 1984 to 2019: an indicator of land use intensity

--Manuscript Draft--

<b>Manuscript Number:</b>	
<b>Article Type:</b>	Research Paper
<b>Keywords:</b>	Remote sensing, Landsat-5, Sentinel-2A, Iron mining
<b>Corresponding Author:</b>	Pedro Walfir Martins Souza Filho, PhD Vale Institute of Technology Sustainable Development Belem, Para BRAZIL
<b>First Author:</b>	Diogo Corrêa Santos, M.D.
<b>Order of Authors:</b>	Diogo Corrêa Santos, M.D. Pedro Walfir Martins Souza Filho, PhD João Paulo Nobre Lopes, M.D

Confirm co-authorship of submission to Global Environmental Change

 Traduzir a mensagem para: Português (Brasil) | Nunca traduzir do: Inglês



em.gec.0.831e0f.6c47290f@editorialmanager.com em nome de Global Environmental Change <em@editorialmanager.com>

Para:  Diogo Correa Santos

    
Qui, 04/0

\*This is an automated message.\*

Journal: Global Environmental Change

Title: Land use changes and iron ore production in open cast mines of Brazil from 1984 to 2019: an indicator of land use intensity

Corresponding Author: Professor Pedro Walfir Martins Souza Filho

Co-Authors: Diogo Corrêa Santos, M.D.; João Paulo Nobre Lopes, M.D

Manuscript Number: GEC-D-23-00489

Dear Diogo,

The corresponding author Professor Pedro Walfir Martins Souza Filho has listed you as a contributing author of the following submission via Elsevier's online submission system for Global Environmental Change.

Submission Title: Land use changes and iron ore production in open cast mines of Brazil from 1984 to 2019: an indicator of land use intensity

Elsevier asks all authors to verify their co-authorship by confirming agreement to publish this article if it is accepted for publication.

Please read the following statement and confirm your agreement by clicking on this link: [Yes, I am affiliated.](#)

## ANEXO D – COMPROVANTE DE SUBMISSÃO DO ARTIGO 2

### International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation Land use changes and iron ore production in Australian open pit mines from 1986 to 2019: an indicator of land use intensity --Manuscript Draft--

<b>Manuscript Number:</b>	
<b>Article Type:</b>	Research Paper
<b>Keywords:</b>	Remote sensing; Landsat-5; Sentinel-2A; Iron mining
<b>Corresponding Author:</b>	Pedro Walfir Martins Souza Filho, PhD Vale Institute of Technology Sustainable Development BRAZIL
<b>First Author:</b>	Diogo Corrêa Santos, M.D.
<b>Order of Authors:</b>	Diogo Corrêa Santos, M.D. Pedro Walfir Martins Souza Filho, PhD João Paulo Nobre Lopes, M.D

Confirm co-authorship of submission to International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation

 Traduzir a mensagem para: Português (Brasil) | Nunca traduzir do: Inglês



em.jag.0.832340.eb3cc54e@editorialmanager.com em nome de International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation <em@editorialmanager.com>  
Para:  Diogo Correa Santos

Sex, 05/05/2023

\*This is an automated message.\*

Journal: International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation  
Title: Land use changes and iron ore production in Australian open pit mines from 1986 to 2019: an indicator of land use intensity  
Corresponding Author: Professor Pedro Walfir Martins Souza Filho  
Co-Authors: Diogo Corrêa Santos, M.D.; João Paulo Nobre Lopes, M.D  
Manuscript Number: JAG-D-23-01092

Dear Diogo,

The corresponding author Professor Pedro Walfir Martins Souza Filho has listed you as a contributing author of the following submission via Elsevier's online submission system for International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation.

Submission Title: Land use changes and iron ore production in Australian open pit mines from 1986 to 2019: an indicator of land use intensity

Elsevier asks all authors to verify their co-authorship by confirming agreement to publish this article if it is accepted for publication.

Please read the following statement and confirm your agreement by clicking on this link: [Yes, I am affiliated.](#)



UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARÁ  
INSTITUTO DE GEOCIÊNCIAS  
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM GEOLOGIA E GEOQUÍMICA

## PARECER

### Sobre a Defesa Pública da Tese de Doutorado de DIOGO CORRÊA SANTOS

A banca examinadora da Tese de Doutorado de **DIOGO CORRÊA SANTOS** orientando do Prof. Dr. Pedro Walfir Martins e Souza Filho, composta pelos professores doutores Álvaro Penteadó Crósta (UNICAMP), Felipe de Lucia Lobo (UFPel), Wilson da Rocha Nascimento Júnior (ITV) e Arnaldo de Queiroz da Silva (UFPA), após apresentação da sua tese intitulada “**MUDANÇAS DA COBERTURA, USO DO SOLO E PRODUÇÃO DE MINÉRIO DE FERRO EM MINAS A CÉU ABERTO NA AUSTRÁLIA E NO BRASIL: UM INDICADOR DE INTENSIDADE DE EXPLOTAÇÃO MINERAL**”, emite o seguinte parecer:

O candidato realizou sua apresentação de forma clara, bem organizada e segura no tempo estipulado. Na arguição mostrou domínio da temática abordada e respondeu às perguntas formuladas pela banca. O trabalho escrito foi apresentado na forma de dois artigos submetidos a periódicos de impacto internacional. Dessa forma, todos os artigos atendem às exigências básicas para uma tese de doutorado.

Finalmente, a banca examinadora decidiu por unanimidade aprovar a tese de doutorado.

Belém, 26 de maio de 2023

Prof. Dr. Pedro Walfir Martins e Souza Filho (Orientador – UFPA)

Prof. Dr. Álvaro Penteadó Crósta (Membro – UNICAMP)

Prof. Dr. Felipe de Lucia Lobo (Membro – UFPel)

Dr. Wilson da Rocha Nascimento Júnior (Membro – ITV)

Prof. Dr. Arnaldo de Queiroz da Silva (Membro – UFPA)