



UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA
INSTITUTO DE GEOCIÊNCIAS
CURSO DE ESPECIALIZAÇÃO EM GEOPROCESSAMENTO AMBIENTAL

**APLICAÇÃO DE FERRAMENTAS DE SENSORIAMENTO
REMOTO NO MAPEAMENTO DE DEGRADAÇÃO AMBIENTAL
DERIVADA DA MINERAÇÃO NA BACIA DO LAGO POOPÓ –
ALTIPLANO ANDINO**

Vinícius de Souza Ribeiro

MONOGRAFIA

BRASÍLIA

2018



UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA
INSTITUTO DE GEOCIÊNCIAS
CURSO DE ESPECIALIZAÇÃO EM GEOPROCESSAMENTO AMBIENTAL

Vinícius de Souza Ribeiro

**APLICAÇÃO DE FERRAMENTAS DE SENSORIAMENTO
REMOTO NO MAPEAMENTO DE DEGRADAÇÃO AMBIENTAL
DERIVADA DA MINERAÇÃO NA BACIA DO LAGO POOPÓ –
ALTIPLANO ANDINO**

**Monografia de especialização em
Geoprocessamento Ambiental apresentada
a banca examinadora do Instituto de
Geociências como exigência para a
obtenção do título de especialista em
Geoprocessamento**

Aprovada em 16/03/2018

BANCA EXAMINADORA

Prof. Dr^a. Tati de Almeida (Orientadora)

Prof. Dr. Jeremie Garnier

Prof. Dr. Paulo Roberto Meneses

Aplicação de ferramentas de Sensoriamento Remoto no mapeamento de degradação ambiental derivada da mineração na Bacia do Lago Poopó – Altiplano Andino.

Ribeiro, V.S; Garnier, J.; Almeida, T.; Xavier, A.; Satge, F; Bonnet M-P.

RESUMO: A região do Altiplano Andino, que compreende a bacia do Lago Poopó, é favorecida de recursos minerais extremamente ricos. Explorados desde a década de 60, a mineração é a principal atividade econômica na área. Devido a sua rápida e crescente evolução, a atividade mineira causou significativas mudanças de ocupação do terreno, o que acarreta em aumento populacional, maior demanda d'água e poluição dos recursos hídricos. Esse longo histórico de degradação ambiental afetou diretamente o solo, a água, a vegetação e atmosfera da área. Este estudo – realizado na região de Huanuni, Bolívia - foca na caracterização e quantificação dos fenômenos de drenagem ácida de minas (DAM) a partir da classificação espectral de imagens Landsat-5 do sensor TM E Landsat-8, do sensor OLI, a fim de avaliar os danos ambientais nos últimos 30 anos. Para a classificação foi utilizada a ferramenta Spectral Angle Mapper, do software ENVI 5.4.

Palavras chaves: Altiplano Andino; Lago Poopó; drenagem ácida de mina; classificação espectral; Spectral Angle Mapper.

1. INTRODUÇÃO

Localizado a uma elevação média de 4.000 m, o Altiplano Andino (Figura 1a) (190.000 km²), depois do planalto Tibetano, é a segunda região de altitude mais povoada do mundo (Satgé, 2017). Este sistema endorréico é delimitado pelas serras andinas com picos de mais de 6.000 m de altitude, englobando uma pequena porção norte do Chile, sul do Peru e Oeste da Bolívia. A bacia inclui ecossistemas icônicos, como o lago Titicaca, o lago Poopó e os desertos de sal de Coipasa e de Uyuni na parte sul. Os recursos hídricos do Altiplano, estão sob várias pressões tais como climatológica e antrópica (agricultura, mineração).

Atividades antrópicas que resultam em uma mudança de ocupação do solo em larga escala, a crescente urbanização, o aumento das atividades industriais e o armazenamento ou retirada de água para uso industrial, agrícola ou doméstico ameaçam diretamente os sistemas aquáticos (Countries and Processes, 2011). Além de alterar quantitativamente o ciclo da água, atividades antrópicas podem conduzir a degradação de sua qualidade, podendo se tornar imprópria para alguns usos fundamentais tais como água potável, uso doméstico ou agrícola (Vörösmarty et al., 2010).

A mineração e a má gestão de rejeitos mineiros e industriais podem representar algumas das mais degradantes influências antrópicas ao meio ambiente, no que diz respeito a qualidade dos recursos hídricos. Durante os processos de extração mineral, a água é bombeada a partir dos corpos d'água superficiais e subterrâneos para auxiliar durante várias etapas da mineração, tais como a escavação e a decantação do rejeito em tanques artificiais. Desta forma, atividades mineiras podem alterar significativamente o fluxo das águas subterrâneas e superficiais e causar um aumento na taxa de evaporação. Outro fator de pressão também associado às atividades antrópicas (mineração, indústria

e agricultura) reside na contaminação dos sedimentos, solos, recursos hídricos (águas superficiais e subterrâneas), e da cadeia trófica (Jorge e Daza Pelaez, 2014). Os ciclos biogeoquímicos de metais estão sendo profundamente modificados pelas atividades de mineração e gestão dos rejeitos. Elementos potencialmente tóxicos estão introduzidos nos ecossistemas continentais a partir dos quais podem ser transferidos e contaminar os organismos vivos. (Hudson et al., 2011; Brown et al., 2017).

A mineração de ouro ou sulfetos, através da exploração de veios mineralizados, está geralmente relacionada ao problema da gestão do estéril e resíduo gerado devido à presença de sulfeto de metais. Expostos a oxigênio e/ou água de chuva, esses minerais serão oxidados, liberando no meio ambiente sulfetos e metais associados. Esse fenômeno chamado drenagem ácida de mina (DAM) é hoje em dia um dos principais problemas ambientais ligados à mineração. Os minerais sulfetados que fazem parte da composição de minérios de ouro, zinco, cobre, níquel e urânio, dentre outros, e carvão mineral oxidam em contato com ar e água e produzem acidez. Trabalhos combinando mineralogia e geoquímica detalharam os processos e reações envolvidas e a dinâmica dos metais e riscos associados. Especificamente, o estudo de Kopačková et al. (2012), através de espectroradiometria utilizando imagem do satélite ASTER e análise de pH das amostras coletadas *in situ*, foi capaz de identificar locais de maior significância quanto a fontes de drenagem ácida de mina na região de Sokolov, República Tcheca.

Diversos estudos, elaborados no Altiplano, de diferentes áreas das geociências procuraram quantificar o impacto ambiental antrópico direto ou indireto em regiões próximas a atividades mineiras. No que se refere à qualidade das águas superficiais e subterrâneas, Garcia (2010) estudou o gradiente de salinidade da bacia do lago Poopó em função da topografia, mostrando que as taxas de sólidos dissolvidos, concentração de sulfatos, Na e Cl nas águas superficiais aumentam significativamente a jusante dos rejeitos e conforme a proximidade do lago Poopó. Ramos, et al., 2012 revelaram que o As presente na bacia do Lago Poopó provém de fontes naturais e antrópicas, por intemperismo de minerais sulfetados, oxidação de pirita e arsenopirita decorrente de áreas mineralizadas e cinzas vulcânicas. Tapia e Audry (2013) mostram que os metais (como ferro, manganês, arsênio, entre outros) liberados pelos processos de mineração na região de Oruro são facilmente incorporados aos sedimentos recentes da bacia do lago Uru-Uru e a alteram as características físico-químicas das águas (pH, Eh).

Nesse sentido, o presente trabalho objetivou verificar a capacidade de identificação de áreas afetadas pela atividade de mineração em uma sub-bacia do Lago Poopó, utilizando imagens de sensoriamento remoto entre os anos de 1985 e 2017. Os sedimentos de rejeito e de bacias de efluentes, coletados *in situ*, foram caracterizados espectralmente com o intuito de entender o comportamento e expansão temporal do mesmo.

2. ÁREA DE ESTUDO

A bacia do Lago Poopó (Figura 1b) está localizada na parte sul do platô andino na Bolívia entre as latitudes 17 ° S e 20 ° S e longitudes 66 ° W e 68 ° W e com elevação média de 3686 m. Faz parte do sistema hidrológico TDPS (Titicaca, Desaguadero, Poopó e Salar) que compreende o altiplano andino. Segundo maior lago da Bolívia, cobrindo uma área de 500 a 3000 km² nos níveis mais baixos e mais altos, respectivamente, sua extensão muda drasticamente entre as estações secas e úmidas, devido a região plana em que se encontra. A área ao seu redor é caracterizada por um clima semiárido e com menor precipitação (200 a 750 mm/ano) que evapotranspiração (1500 mm/ano), essa ocorrendo majoritariamente nos corpos d'água superficiais (lagos e salares), o que resulta em uma água extremamente salina (Roche et al., 1992; Garreaud et al., 2003; Pillco et al., 2007;

Satgé, 2015; Satgé 2017).

No último censo oficial em 2001, a área possuía 7300 habitantes e presume-se que no momento exista cerca de 10000 habitantes (Instituto Nacional de Estadística de Bolívia, 2001) com sua maioria vivendo em aldeias distribuídas pela região. O lago, de suma importância para as atividades de pesca e agricultura desta população (Jacobsen, 2011), secou em dezembro de 2015 a ponto de o Governo da Bolívia emitir um alerta de estado de emergência, impactando fortemente o ecossistema e as condições de moradia dos habitantes (Satgé, 2017).

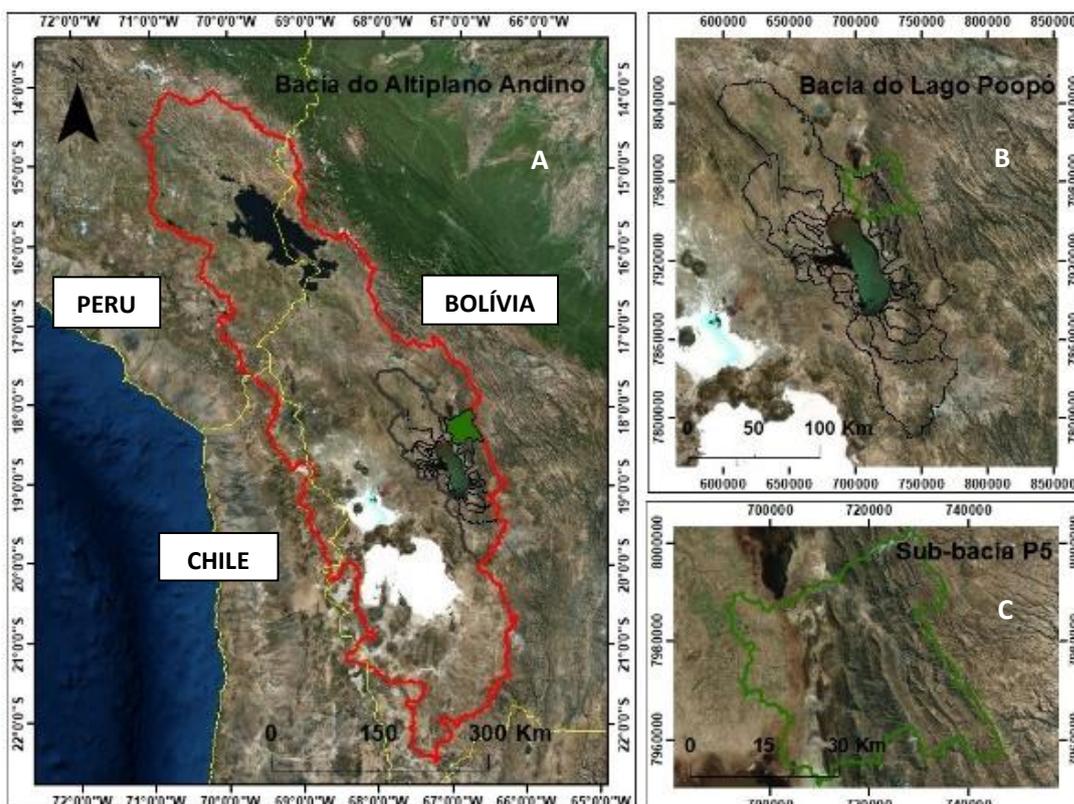


Figura 1 - Mapa de localização (a) da Bacia do Altiplano Andino, (b) da Bacia do Lago Poopó e (c) da Sub-bacia P5.

A área de interesse do trabalho se trata da sub-bacia P5 (Figura 1c) do Lago Poopó, limitada a noroeste pelo Lago Uru-Uru, que compreende as cidades de Huanuni, Machacamarca, Morococala e Poopó (Figura 2). Pertencente ao Tin Belt, a região é particularmente rica em estanho, conseqüentemente é uma área que já foi e ainda é fortemente explorada. Dentre as atividades de mineração presentes, destacam-se as minas de Huanuni, Machacamarca, Poopó e Morococala.

A atividade de extração mineral na região data do início do século XX, quando foi construída a mina subterrânea de Huanuni. Trata-se da maior mina de estanho da Bolívia, chegou a representar 60% da produção deste mineral no país, e é uma das 5 mais importantes na produção mundial (Cantoral, 2017). Antes operada predominantemente de maneira manual, o governo boliviano investiu cerca de 40 milhões de dólares a fim de dobrar o rendimento da mina e mecanizar a produção (Garcia, 2009) o que indiretamente pode ter levado a aumentar também a degradação ambiental na região. Assim como em Huanuni, a mina de Morococala atualmente tem sua produção concentrada em extração de estanho, porém no período de 1981 a 1999 tornou-se conhecida pela produção de

enormes cristais de vivianita. As minas de Machacamarca e Poopó tem seu foco em extração de prata e ouro. Quase que inexistentes em relação a produção mineral em Huanuni, pouco se sabe sobre suas operações.

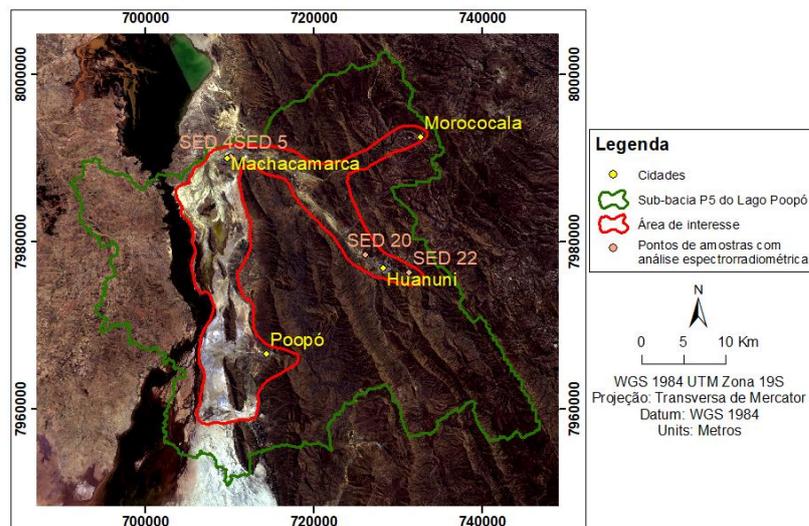


Figura 2 - Mapa de localização da sub-bacia P5 e pontos das amostras coletadas utilizadas na classificação espectral.

3. MATERIAIS E MÉTODOS

Primeiramente, convém observar que a imagem Landsat não é o melhor produto para executar um processamento hiperespectral devido a sua baixa resolução espectral. Porém, um dos principais objetivos desse trabalho visa a avaliação da evolução espaciotemporal da degradação associada a mineração na região. Desse modo, devido a temporalidade oferecida por esse satélite, o trabalho foi realizado com base em imagens Landsat 5 e 8, para o período de 1985 a 2017.

Para o entendimento e mapeamento das áreas afetadas pelas atividades de mineração na região, foram coletadas 25 amostras superficiais, (profundidade de 0 a 2 cm) de sedimentos de corrente, de rejeito e efluentes (Machacamarca e Huanuni), de curso d'água, do Lago Poopó e de background (a montante da área minerada), coletadas no ano de 2016. Todo o procedimento de descrição de etapas e aplicação da metodologia foi resumido no fluxograma abaixo (Figura 3).

A preparação das amostras envolveu secagem à 60°C na estufa e posterior pulverização no moinho de ágata. Em seguida, foram coletadas as assinaturas espectrais utilizando o espectrorradiômetro ASD FieldSpec 3, em condições de iluminação artificial, para identificação mineralógica e planejamento de uma estratégia para o processamento das imagens multiespectrais. Os dados espectrais foram validados com o uso da Difratometria de Raios-X, executada sobre amostras em pó, que determina a composição mineralógica das amostras. Ao final desta etapa, foram escolhidas quatro amostras para uso na classificação espectral (SED 4, SED 5, SED 20 e SED 22).

A análise temporal das áreas contaminadas da região foi realizada utilizando as imagens da série Landsat órbita/ponto 233/73, nas datas de: 05/08/1985 (TM); 29/04/1990 (TM); 29/04/1990 (TM); 27/04/1995 (TM); 29/05/1995 (TM); 08/04/2000 (TM); 10/05/2000 (TM); 22/04/2005 (TM); 08/05/2005 (TM); 06/05/2010 (TM); 07/04/2017 (OLI); e 09/05/2017 (OLI). Para a escolha das imagens, considerou-se o melhor período de aquisição no que se refere a cobertura de nuvens, utilizando duas por ano, excetuando-se os anos de 1985 e 2010, devido à baixa disponibilidade de imagens

de boa qualidade. O pré-processamento das imagens compreendeu as correções radiométrica, atmosférica e geométrica, todas realizadas no *software* ENVI 5.4. A primeira, foi executada através do *workflow Radiometric Calibration*, que se trata da transformação dos valores digitais da imagem em radiância. A correção atmosférica foi efetuada por meio da ferramenta FLAASH (“*fast line-of-sight atmospheric analysis of spectral hypercubes*”), que utiliza o código de transferência radiativa *moderate resolution transmittance* (ModTran) para a conversão das radiâncias em reflectâncias na superfície terrestre (Adler-Golden et al., 1999; Berk et al., 2002; Fernandes et al., 2012). A correção geométrica se deu mediante o *workflow Image Registration*, utilizando como base a imagem Landsat OLI de 2017.

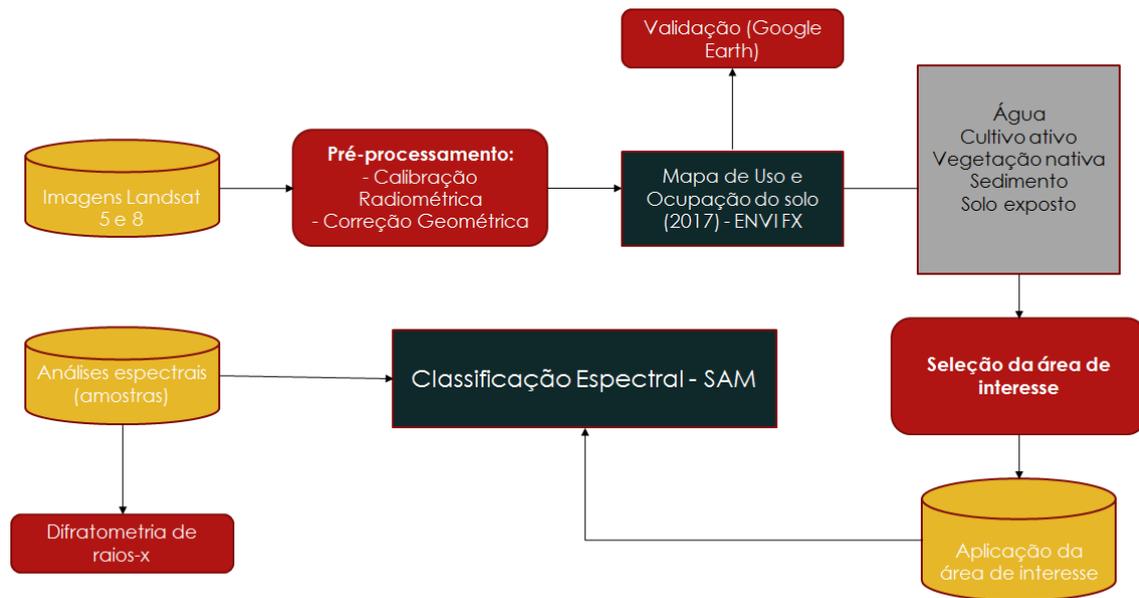


Figura 3 - Fluxograma que ilustra a metodologia de trabalho seguida.

A fim de delimitar e isolar a área de concentração de sedimentos de corrente, rejeito e contaminados com efluentes líquidos, optou-se por gerar uma imagem classificada de uso e ocupação do solo, aplicando uma classificação orientada a objeto nas imagens. As classes definidas foram: área de cultivo ativo, solo exposto, sedimentos, água e vegetação nativa. O classificador utilizado foi o *Feature Extration* (ENVI FX), do *software* ENVI 5.4, que visa a classificação de imagens através de segmentação de objetos, com base em suas características espaciais, espectrais e/ou textura, que definem uma determinada região (ENVI, 2008). O *workflow* ENVI FX apresenta cinco etapas: segmentação, fusão (merge), refinamento, computação de atributos e extração das feições por regras ou por classificação supervisionada (*Feature Extraction – Example Based*), esta, escolhida para o processamento. Para a segmentação, foi utilizado o algoritmo “edge”, com limiar de 30. Na etapa de fusão, o algoritmo escolhido foi o “Full Lambda Schedule” com limiar de 20, que combina pequenos segmentos em áreas maiores e texturizadas (Harris Geospatia Solutions, 2018). Para a classificação, utilizou-se o algoritmo SVM (Support vector machine).

A análise de acurácia da classificação orientada a objeto foi realizada através da aplicação dos coeficientes de exatidão global e kappa, gerados a partir da matriz de

confusão. A matriz de confusão compara, classe por classe, a relação entre os dados de referência conhecidos e os resultados correspondentes de uma classificação supervisionada (Lillesand et al., 2004). Os resultados foram conceituados segundo os intervalos pré-estabelecidos por Landis e Koch (1977). A partir da seleção de 200 pontos distribuídos sobre a imagem de classificação, através da ferramenta “*Create Random Points*” (ArcMap 10.1), esta foi validada com o auxílio do *software* Google Earth PRO, cujo recobrimento de imagens permitiu a avaliação.

Levando em conta as observações de campo, a distribuição das minas e suas amplas pilhas de rejeito acumuladas na região, assim como a facilidade com que sedimentos de rejeito e efluentes podem ser transportados e disseminados pelo leito dos rios e lagos, além dos erros que uma classificação supervisionada orientada a objeto pode trazer, optou-se por “vetorizar” e exagerar a área destinada a classificação espectral, seguindo o padrão das drenagens que passam por Morococala, Huanuni, Machacamarca e Poopó.

Com a finalidade de caracterizar a disseminação dos rejeitos e a distribuição especial dos sedimentos contaminados pelas atividades de mineração, a classificação espectral foi executada a partir do classificador Spectral Angle Mapper (SAM), método determinístico de classificação que permite o mapeamento rápido da simetria espectral de uma imagem com base em espectros de referência (Kruse et., al 1993). O espectro de referência pode ser medido em laboratório, espectro de campo ou obtido a partir da imagem. O classificador SAM determina a semelhança espectral entre os dois espectros, manipulando-os como vetores no espaço na mesma dimensão do número da banda (Helmi et al., 2007; Petropoulos et al., 2010). O ângulo entre todos os espectros de referência e todos os espectros de teste são computados. O programa SAM, no ENVI, atribui os ângulos aos canais de saída e, em seguida, cada pixel é alocado para a classe definida pelo espectro de referência. A classe que é atribuída a cada pixel é salva no canal de saída (Kruse et al., 1993; EXELIS, 2014). O único parâmetro de configuração que o SAM requer é a definição do ângulo máximo aceitável entre o vetor do espectro final e o vetor de pixels. Utilizando a opção padrão sugerida pelo ENVI 5.4, Single Value 0.1 (rad), o SAM não classificará pixels com um ângulo maior que esse valor.

Os espectros inseridos no SAM correspondem às amostras de sedimentos contaminados (SED 4, SED 5 e SED 20) e amostras de sedimentos “naturais” (SED 22), como background de referência. Após detectar inconsistências entre as classificações de algumas classes, como os “salares” e sedimentos de corrente, bem como sedimentos “naturais” dispostos em áreas de vegetação nativa, foram obtidos espectros a partir da imagem a fim de classificar duas novas classes: sal e vegetação nativa. As assinaturas espectrais foram coletadas em áreas cobertas por essas classes, identificadas durante campanha de campo. No âmbito desse trabalho, infelizmente o número limitado de amostras ou de pontos visitados correspondente as classes de sais e sedimentos naturais não permite realizar uma validação com critério rigoroso. Porém, na discussão será abordada a acurácia da classificação espectral a partir do conhecimento adquirido durante a campanha de amostragem e baseado nos processos geológicos (transporte de sedimentos, fenômeno de DAM e áreas baixas sujeitas a formação de crosta salina).

4. RESULTADOS E DISCUSSÕES

4.1 Características espectrais e mineralógica das amostras escolhidas

As curvas espectrais das diferentes amostras selecionadas para classificação espectral foram comparadas (Figura 4). Apesar de não ser a feição que visualmente mais se destaca na análise, pode-se perceber nas três amostras contaminadas (SED 4, SED 5 e

SED 20) picos suaves de absorção na faixa espectral de 430 – 450 nm. Nesse intervalo do visível, podem ser caracterizados minerais contendo ferro (Meneses & Madeira Netto, 2000) tais como óxidos de ferro (goethita e hematita) ou jarosita. A jarosita foi identificada na análises por raios-X dessas amostras e os demais minerais de Fe estão classicamente presentes nas áreas de DAM. Considerando a presença de evaporitos nos “salaes” da região, não pode ser descartada a possibilidade de presença de outros sulfatos tais como gipsita (Ca-SO_4), cuja resposta espectral pode ser semelhante a jarosita. Infelizmente, neste trabalho não foi aplicada uma técnica específica para distinguir os dois tipos de sulfatos. Na região espectral de 2.200 – 2.300 nm, percebe-se uma assinatura similar em todas as amostras, representando por pequenos picos de absorção que podem ser relacionados a hidróxidos de alumínio e ferro (Al-OH e Fe-OH), como gipsita, muscovita, ilita e novamente oxi-hidróxidos de Fe (minerais presentes nos sedimentos da região) (Meneses & Madeira Netto, 2000).

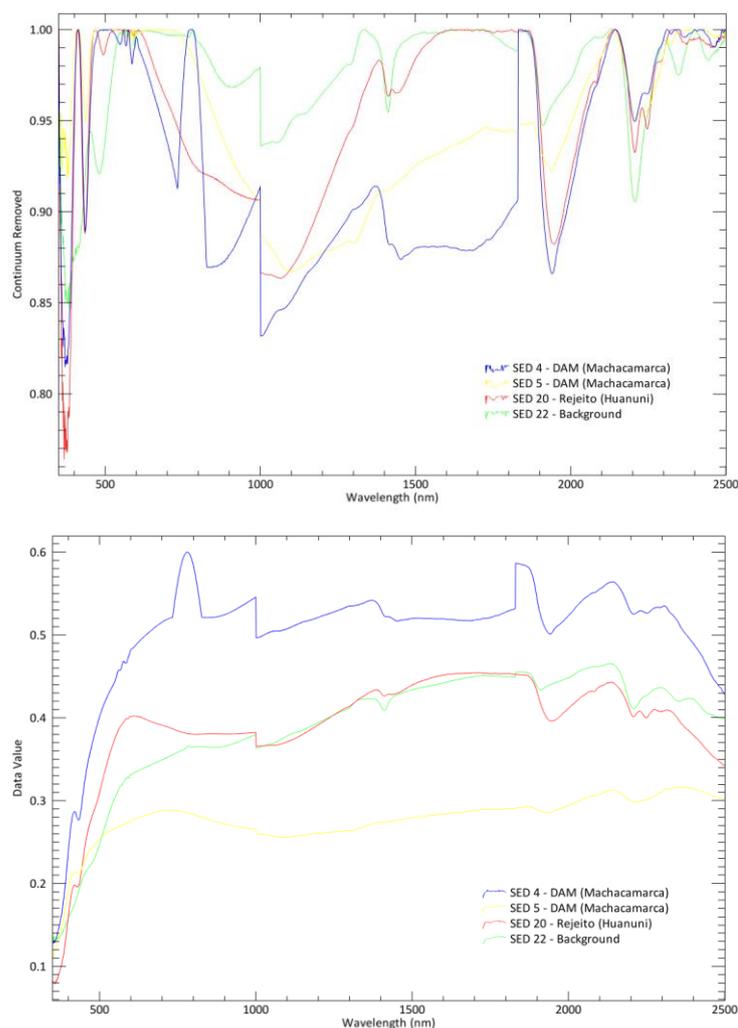


Figura 4 - Curvas espectrais das amostras coletadas em campo

Conforme análise mineralógica por difratometria de raios-x, constatou-se nas amostras contaminadas a presença dos minerais jarosita – evidenciada pela assinatura espectral das amostras, copiapita e pirita (Tabela 1), dentre outros minerais. Montero et., al (2005) descobriram através de análise química e mineral que a jarosita é um mineral que está presente perto da fonte de acidez, sendo indicadora do material associado a zonas contaminadas por drenagem ácida de mina.

Amostras	Minerais
SED 4	Quartzo, Jarosita, Zincocopialita, Albita e Muscovita
SED 5	Quartzo, Jarosita e Tridimita
SED 20	Quartzo, Albita, Muscovita, Jarosita, Pirita e Copiapita
SED 22	Quartzo, Albita, Ilita e Clinocloro

Tabela 1 - Composição mineral das amostras utilizadas para classificação espectral

4.2 Imagem classificada de uso e ocupação do solo

Fruto da classificação orientada a objeto, a imagem classificada (Figura 5) apresentou cinco classes temáticas. Verificou-se uma extensa área de vegetação nativa, caracterizada pelo estepe, vegetação típica dos Andes, na parte leste da sub-bacia P5. Esta maior representatividade pode ser atribuída às formas de terreno da área, dominadas por relevo montanhoso, que dificultam o uso para agricultura. Na porção leste da sub-bacia predominam-se as classes solo exposto e áreas de cultivo ativo, associadas a um relevo menos acidentado. As áreas de cultivo ativo podem ser caracterizadas por cultivo da quinoa, cultura típica da região e propícia no que se refere às condições climáticas locais (Jacobsen, 2011). A água, representada na porção centro-norte da área, está associada a um canal natural que conecta os lagos Uru-Uru e Poopó, a noroeste e sul da área, respectivamente. Apesar da aquisição da imagem ter sido na estação seca da região, foi possível mapear esta classe. Nesta região, a classe sedimento está diretamente ligada ao acúmulo de sedimentos no leito dos rios devido à seca destes, à contribuição de sedimentos de rejeito distribuídos pelas minas da região e à presença de sal.

Quanto à acurácia dos resultados, a classificação apresentou coeficiente de exatidão global de valor 0,89 e índice kappa 0,80, que segundo Landis e Koch (1977), foi classificada com concordância muito boa. A partir da matriz de confusão gerada (Tabela 2), percebe-se que os melhores resultados foram observados nas classes vegetação nativa e solo exposto. As maiores inconsistências foram encontradas nas classes sedimento e água. Isso pode ser explicado pela disposição conturbada no terreno entre áreas de solo exposto, sedimento e sal nas proximidades dos leitos dos rios, além da similaridade espectral entre as classes (Satgé et. al 2017).

Matriz de confusão para a classificação orientada a objeto (2017)						
2017 (OLI/L8)	Vegetação Nativa	Solo Exposto	Cultivo Ativo	Água	Sedimento	Total
Vegetação Nativa	117	7	3			127
Solo Exposto		31			1	32
Cultivo Ativo	1		7			8
Água	2	2		2		6
Sedimento	1	5			21	27
Total	121	45	10	2	22	200

Tabela 2 - Matriz de confusão gerada para a validação da classificação orientada a objeto no software Google Earth Pro

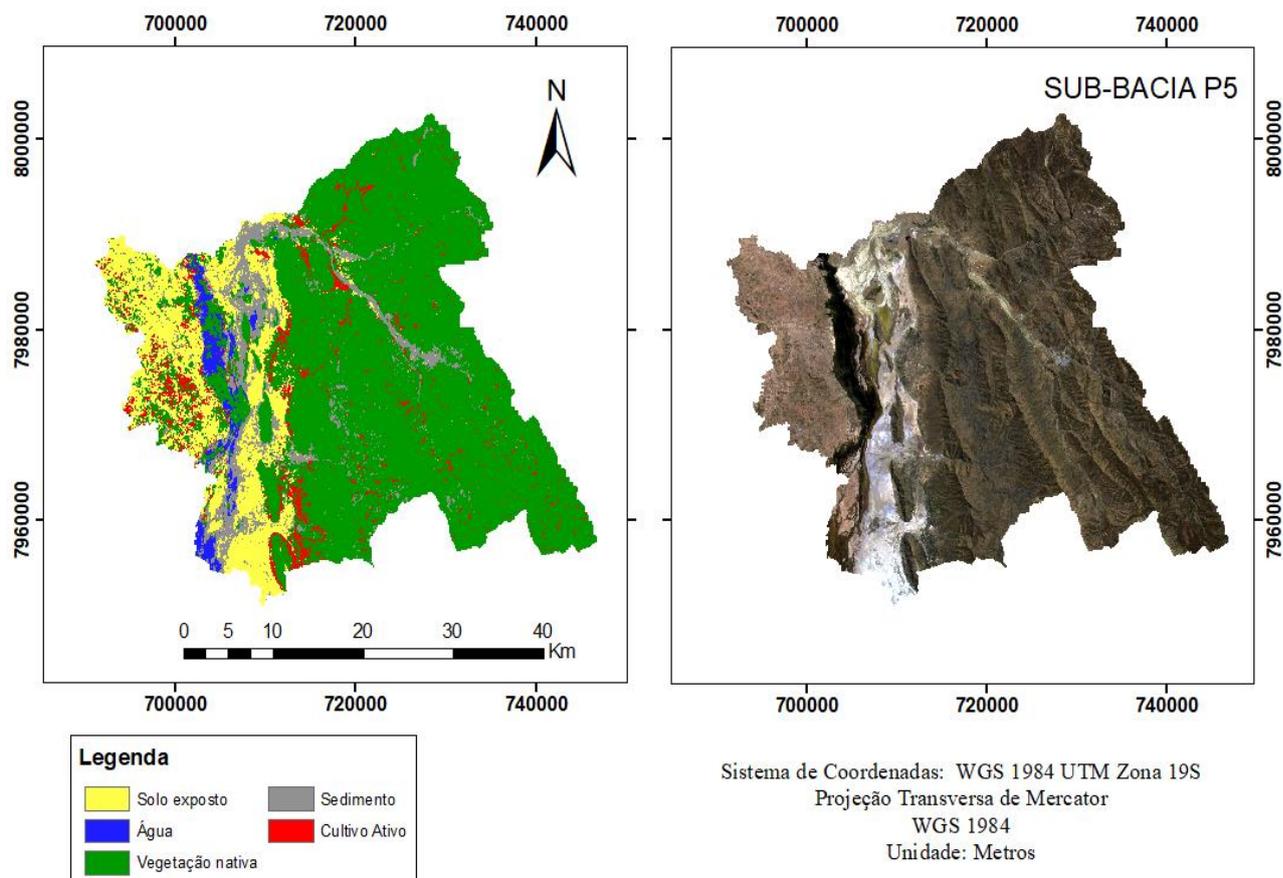


Figura 5 - Imagem classificada de uso e ocupação do solo da sub-bacia P5.

Quanto a acurácia dos resultados, a classificação apresentou coeficiente de exatidão global de valor 0,89 e índice kappa 0,80, que segundo Landis e Koch (1977), foi classificada com concordância muito boa. A partir da matriz de confusão gerada (Tabela 2), percebe-se que os melhores resultados foram observados nas classes vegetação nativa e solo exposto. As maiores inconsistências foram encontradas nas classes sedimento e água. Isso pode ser explicado pela disposição conturbada no terreno entre áreas de solo exposto, sedimento e sal nas proximidades dos leitos dos rios, além da similaridade espectral entre as classes (Satgé et. al 2017).

4.3 Classificação espectral

4.3.1 Distribuição espacial das áreas afetadas pela mineração

Após diversos testes de classificação, com diferentes combinações de amostras, obteve-se como resultados imagens de classificação espectral (Informações Complementares) de sedimentos contaminados ou não, por rejeitos e efluentes, para o período de 1985 a 2017 na sub-bacia P5 do Lago Poopó - buscando uma análise qualitativa - bem como dados de estatística (Tabela 3), que apresenta de forma quantitativa a variação das áreas para cada classe.

Ao observar as imagens de classificação espectral, pode-se perceber que a maior concentração de áreas possivelmente contaminadas, identificadas pelas classes SED 4, SED 5 E SED 20, se encontra nas áreas dispostas a jusante das minas. A assinatura espectral da amostra SED 4, apresenta um padrão muito variável nas diferentes classificações, ora próxima a região das minas, ora dispersa por toda a área. Apesar de coletada em local nas redondezas da mina de Machacamarca, infere-se que esta amostra

tenha uma contribuição muito mais similar à amostra SED 22, background, do que os sedimentos coletados em bacias de drenagem ácida e rejeito. Nos primeiros resultados obtidos, quando inseridos apenas as curvas espectrais referentes às amostras coletadas, a amostra de sedimento de corrente natural apresentou-se bem distribuída na área, entretanto de uma forma exagerada, fora do leito dos rios, coincidindo com porções onde predomina a vegetação nativa. Desse modo, incluiu-se a curva espectral de um pixel de vegetação nativa, o que auxiliou na classificação, possibilitando a distinção entre as classes. Nas áreas a montante das minas, observa-se nas classificações de 1985 a 1995 uma maior presença de sedimentos naturais, background, que passam a diminuir ao longo do tempo, ao mesmo tempo que há um aumento de pixels classificados referentes às classes SED 5 e SED 20. Estas, classificam bem as áreas afetadas por atividades de mineração, correspondentes a sedimentos de bacia de efluentes líquidos lançados e de rejeito, dispostas ao longo dos leitos dos rios a jusante das minas e em pilhas de rejeitos. Particularmente abundantes nos locais de atividades mineiras, estas classes permitem distinguir zonas afetadas, exibindo claramente como esses materiais estão sendo mobilizados e transportados, identificando os fluxos da contaminação.

De fato, o córrego que se origina a montante da mina de Huanuni e passa por Machacamarca é intensamente contaminado ao redor e a jusante das minas. Essas regiões são repletas de bacias de rejeito, piscinas de efluentes e pilhas de rejeito. Visualmente, o melhor resultado foi obtido na classificação espectral para imagem de 2010 (Figura 6). Reunindo conhecimentos adquiridos em campanhas de campo, associados a interpretação de imagens do Google Earth, pode-se fazer um comparativo de regiões classificadas. A assinatura espectral da amostra SED 20, em maior expressão do que a SED 5, pôde classificar com êxito as áreas contaminadas ao redor da mina de Huanuni – marcados pelas setas verdes (Figura 7) – exibindo nitidamente o padrão e orientação característica das pilhas de rejeito. Em Machacamarca pode-se observar as mesmas feições identificadas em Huanuni, como o leito do córrego e os rejeitos da mina (Figura 8). Entretanto, na mesma área nota-se algumas inconsistências relacionadas as áreas classificadas como SED 4 (classe azul na Figura 8). A jusante do córrego, conforme identificado na imagem do Google Maps, encontra-se uma ampla zona de “salar” que foi identificada como SED 4, área contaminada, (setas vermelhas na Figura 8). Neste sentido, pode-se observar esse mesmo tipo de inconsistência na classificação espectral da imagem de 28/04/2005. Verifica-se uma grande zona de “salar” classificada como sal e SED 4, gerando, possivelmente, uma superestimação da área degradada (Tabela 3).

A inserção do espectro da classe sal, obtido a partir da imagem, auxiliou na melhor distinção das classes de sedimento contaminado. Porém, os sais dispostos no leito dos rios e de bacias pode conter sulfatos – como a gipsita – que apresenta similaridade espectral à jarosita. Vale ressaltar que a região se encontra em uma bacia endorréica, logo, as crostas salinas são sujeitas a grande variação espacial e temporal devido a ciclos de umidificação e dissecação da bacia (Tabela 3). Nesse caso, não pode ser descartada também uma subestimação das áreas degradadas devido à presença destes sais nas baixadas e inconsistências na classificação. Dentro de perspectivas futuras, a aplicação de bandas na faixa espectral de 1760 nm – pico de característico de absorção da gipsita – poderia permitir uma melhor distinção entre zonas ricas em jarosita e sal.

Nos córregos estreitos, associados ao terreno mais acidentado da região, a baixa resolução da imagem Landsat não permite o reconhecimento espectral dos sedimentos de corrente. Associado a esta limitação, não se pode excluir a ausência ou menor contribuição de sedimentos provenientes das minas nessas porções dos córregos, uma vez que a sedimentação pode ser mais grossa devido a inclinação do relevo. Entretanto, pode-

se observar a presença de pixels identificados pelas amostras SED 5 e SED 20, o que marca a rota de origem da contaminação.

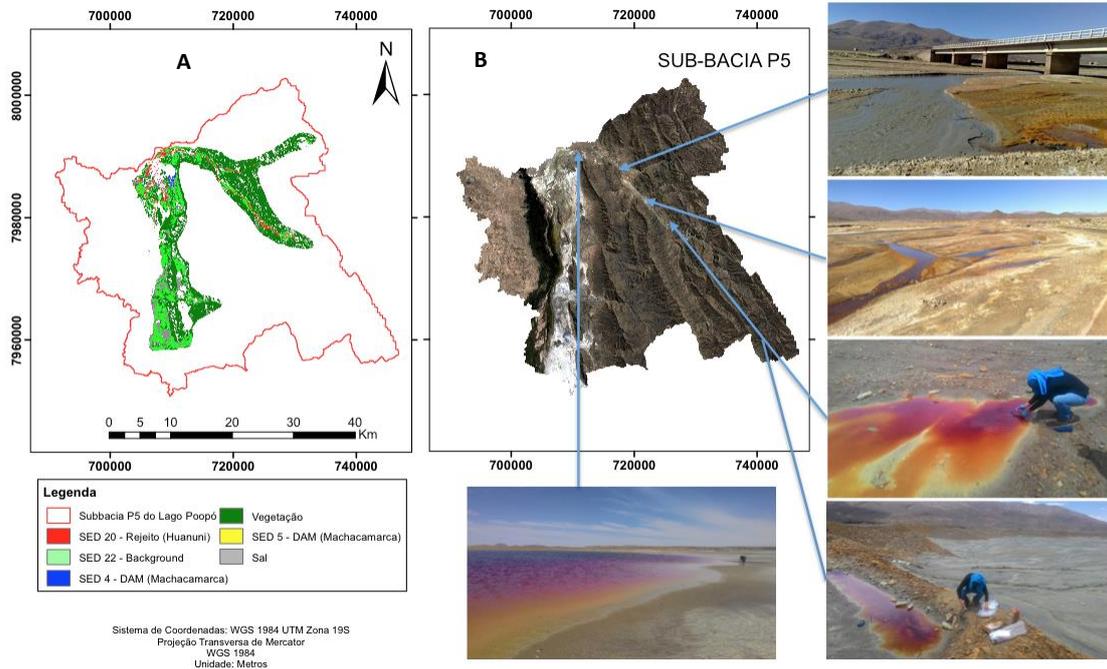


Figura 6 – (A) Imagem de classificação espectral (SAM) para o ano de 2010; (B) Imagem Landsat-5 referente ao ano de 2010; e fotos obtidas em campo de áreas degradadas na região de estudo.

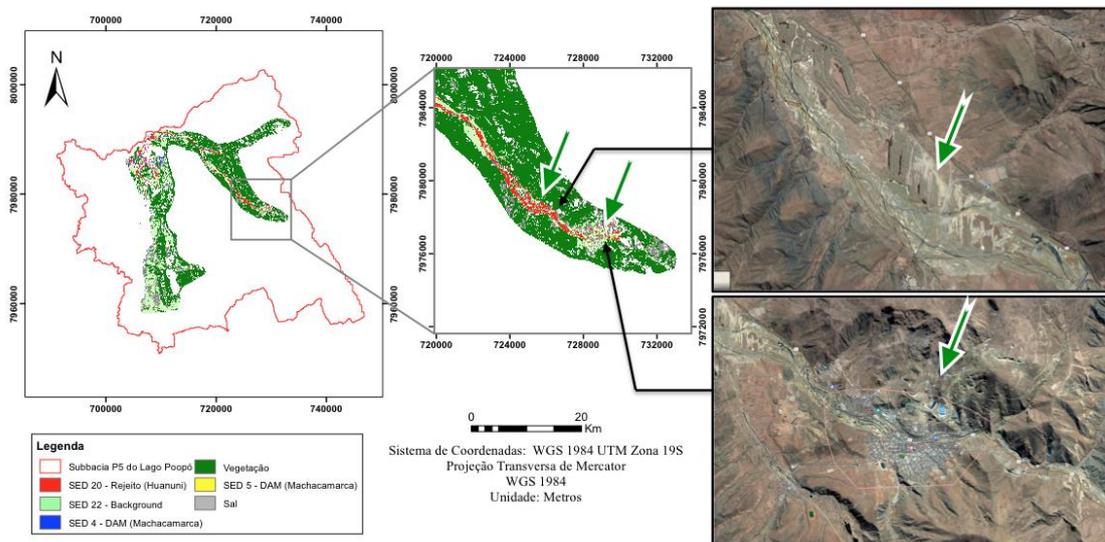


Figura 7 - Classificação das pilhas de rejeito em Huanuni para a imagem Landsat-5 de 2010; Imagem de Google Maps referente a mesma região de Huanuni.

Vale ressaltar a capacidade que o classificador SAM demonstrou em distinguir áreas afetadas pela mineração em localidades não visitadas em campo, sem necessitar de amostras de referência específicas dos locais. Como no caso das minas de Morococala, e a jusante da mina Poopó, onde identificou-se as mesmas feições de contaminação no leito dos rios.

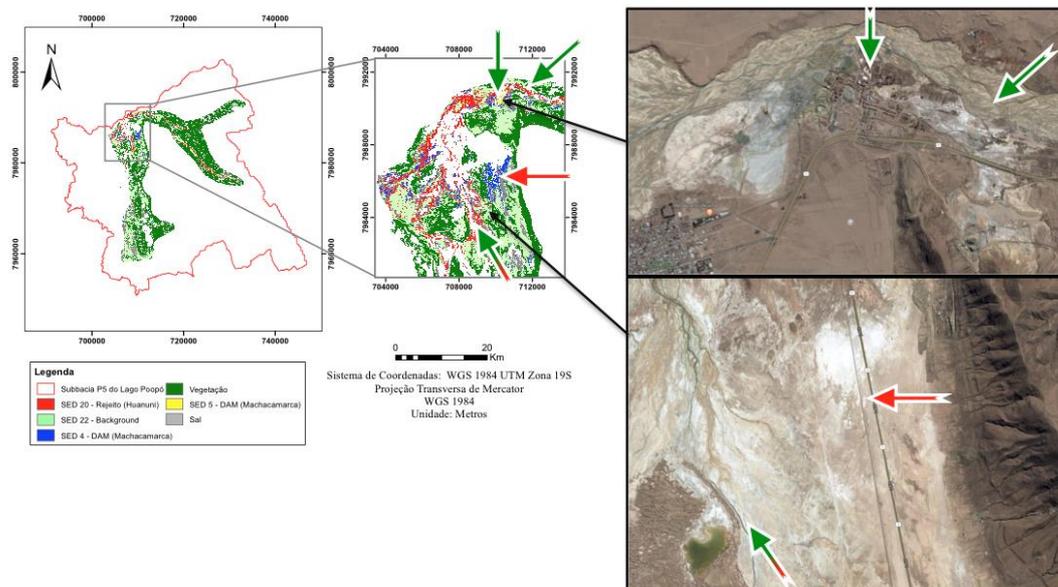


Figura 8 - Classificação espectral da região de Machacamarcas para a imagem Landsat-5 de 2010; Imagem do Google Maps referente a mesma região.

4.3.2 Variação Quantitativa das áreas afetadas pela mineração

No objetivo de verificar se há aumento na degradação do meio ambiente associado ao crescente desenvolvimento das atividades e gestão de rejeitos das minas, as variações temporais da classificação espectral foram quantificadas. Conforme observado na distribuição espacial das áreas contaminadas, estas se concentram em grande maioria no leito dos rios. Portanto, excluiu-se os valores (em área) da classe vegetação nativa, considerando para a análise quantitativa apenas os valores das classes que representam sedimentos de corrente naturais, degradados e sal (soma SED 4, SED 5, SED 20, SED 22 e sal) em relação a área total classificada.

Tendo em vista a localização das minas e pontos observados em campo, as classes representadas pelas amostras SED 5 e SED 20 apresentaram resultados mais confiáveis. Sobretudo quando observadas as superfícies em área calculadas para duas imagens referentes ao mesmo ano, com apenas semanas de diferença, pode-se identificar dados mais regulares. A área calculada da amostra SED 4 exibiu alta variabilidade ao longo do tempo, com variações de até uma ordem de grandeza para duas imagens separadas adquiridas com intervalo de menos de um mês (Tabela 3). Portanto foram calculadas e consideradas para análise temporal duas diferentes porcentagens: soma das áreas representadas pelas amostras contaminadas, SED 4, SED 5 e SED 20 (Figura 9); e soma das áreas das amostras SED 5 e SED 20 (Figuras 10A e 10B).

Soma (km ²)/Ano	1985	13/04/90	29/04/90	27/04/95	29/05/95	08/04/00	10/05/00	08/05/05	22/04/05	2010	07/04/17	09/05/17
SED 4 - DAM Machacamarcas	2,88	11,39	3,94	5,74	0,46	16,53	5,65	4,69	28,91	3,22	8,10	5,22
SED 5 - DAM Machacamarcas	0,09	0,05	0,24	0,04	0,18	0,04	0,01	0,01	0,05	0,47	0,15	0,02
SED 20 - Rejeito Huanuni	2,33	12,27	1,30	6,76	2,92	12,69	8,76	8,85	14,88	10,81	2,51	1,98
SED 22 - Background	67,01	42,17	57,90	63,24	64,47	57,11	71,29	55,91	18,63	62,28	25,14	40,56
Vegetação	184,27	162,40	125,19	171,47	176,44	164,09	171,18	165,12	151,37	161,68	171,97	176,93
Sal	18,22	18,22	89,78	25,15	39,28	10,12	15,31	31,70	53,94	28,26	22,94	39,68
% sobre área sem vegetação												
SED 5 + SED 20	2,67	14,65	1,01	6,73	2,89	13,19	8,68	8,76	12,83	10,74	4,51	2,28
SED 4 + SED 5 + SED 20	5,84	28,19	3,58	12,42	3,32	30,32	14,27	13,39	37,66	13,81	18,28	8,25

Tabela 3 - Resultados do cálculo estatístico para as áreas mapeadas pelo SAM.

Quando considerados os resultados referentes a soma das áreas das amostras SED 4, SED 5 e SED 20, para o período de 1985 a 2017, podemos ver um alinhamento com

índices de correlação $R^2=0,47$. Embora esta análise tenha desconsiderado valores anômalos correspondentes à imagem classificada de 13/04/1990 (Tabela 3), os resultados mostram um incipiente crescimento das áreas afetadas pela mineração, sugerindo um leve mais contínuo aumento da contaminação.

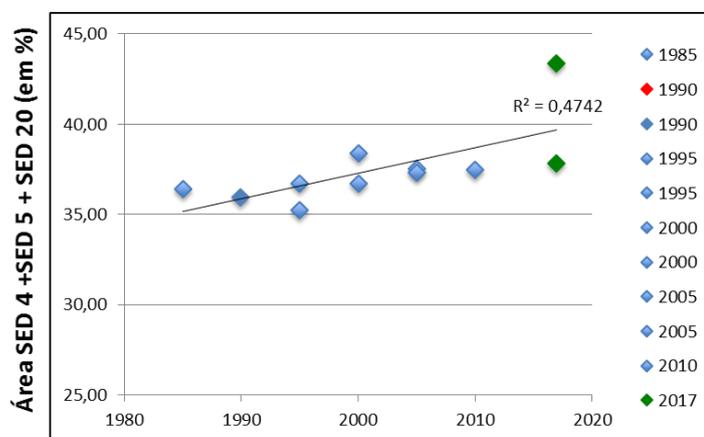


Figura 9 - Gráficos de evolução temporal da soma das classes SED4, SED 5 e SED 20 sobre a área excluindo-se a classe vegetação.

O cálculo dos resultados referentes a soma das áreas das amostras SED 5 e SED 20 demonstra, no período de 1985 a 2017 um péssimo índice de correlação ($R^2=0,0013$). Isso pode ser explicado por dados muito discrepantes da área de rejeito (SED 20) para a mesma imagem classificada de 1990 citada anteriormente, constatando uma variação de no mínimo uma ordem de grandeza na porcentagem final. Observa-se também, que as imagens Landsat 8 (2017) exibem uma diferença abrupta na soma das classes SED 5 e SED 20 em relação às imagens Landsat 5 (2005 e 2010), apresentando valores que diminuiriam no mínimo 50%. No momento em que são retirados os dados discrepantes, e considerando somente as imagens Landsat 5, percebe-se um aumento gradual da área contaminada, evidenciado por uma reta com índice de correlação de 0,65 (Figura 6). Neste caso, a interpretação dos resultados aponta um forte aumento da área afetada pela mineração.

Visualmente e estatisticamente, o período de 1985 a 2010, resultou em dados mais coerentes e regulares. Possivelmente, a diferença entre os sensores do satélite Landsat 5 e 8 pode ter contribuído para uma discrepância nos resultados para o ano de 2017. Quantitativamente, reunindo todos os resultados obtidos, não foi encontrada uma tendência nítida do comportamento da contaminação, enfatizando a necessidade de ampliar esse estudo a fim de realizar uma avaliação temporal mais precisa.

Supostamente por uma deficiência do método, os resultados obtidos por meio da análise estatística não se apresentaram satisfatórios a ponto de confirmar um aumento abrupto de áreas contaminadas em escala multitemporal. Isso se justifica pela baixa resolução espectral das imagens Landsat, associado às imperfeições do registro das curvas espectrais analisadas no equipamento ASD FieldSpec. Entretanto, vale ressaltar que o alto investimento destinado a indústria de mineração de estanho na região ocorreu entre 2010 e 2016, quando foram construídas novas usinas com a finalidade de aumentar a capacidade de produção de 3000 t/ano de estanho para 13000 t/ano (Wacaster, 2016).

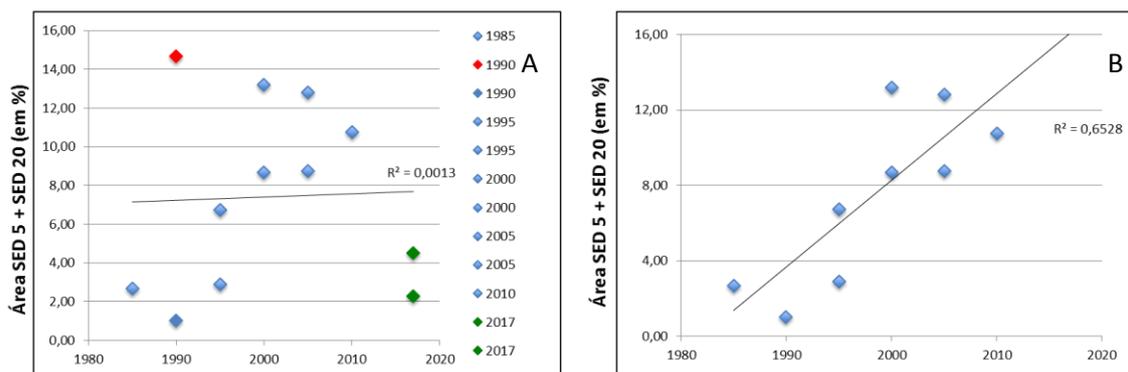


Figura 10 - Gráficos de evolução temporal da soma das classes SED 5 e SED 20 sobre a área excluindo-se a classe vegetação para: (A) período de 1985 a 2017; e (B) período de 1985 a 2010, sem dados discrepantes.

5. Conclusões

O padrão espectral das amostras coletadas em campo pôde ser identificado utilizando espectroscopia laboratorial e de imagem (Landsat 5 e 8). Porém, a baixa resolução espectral das imagens do satélite Landsat não possibilitou a precisa caracterização espectral da contaminação, mas sua temporalidade auxiliou no entendimento da distribuição espacial das áreas degradadas em escala multitemporal. O método de classificação espectral SAM se mostrou eficiente para apontar áreas contaminadas e/ou degradadas pelos rejeitos e efluentes provenientes da mineração. Esta técnica de sensoriamento remoto apresenta potencial qualitativo na distinção de degradação por DAM em áreas não visitadas e em estudos de grande escala. A aplicação do método SAM com uma abordagem quantitativa não se mostrou tão acurada, o que prejudica a alta precisão e qualidade dos estudos espacio-temporais do impacto gerado pelas minas nessa região. Por ser um estudo pioneiro na região, depreende-se que a metodologia merece um aperfeiçoamento quanto a estratégias de processamento, como a utilização de bandas específicas referentes ao mineral jarosita, a validação da metodologia e a associação a análises químicas. Para estudos de temporalidades mais complexos, sugere-se a escolha de períodos de avaliação temporal mais curtos vinculados a uma imagem de melhor resolução espectral.

6. Agradecimentos

O presente trabalho foi realizado como produto final da Especialização em Geoprocessamento Ambiental fornecida pela Universidade de Brasília - Unb. O autor agradece principalmente ao Dr. Jeremie e ao Mestre Álvaro, cujas campanhas de campo e comentários possibilitaram a execução do projeto. Também agradeço a disponibilidade do Dr. Paulo Meneses e Dra. Tati de Almeida, que sempre se mostraram presentes no andamento do manuscrito.

7. Referências Bibliográficas

Adler-Golden, S.M.; Matthew, M.W.; Bernstein, L.S.; Levine, R.Y.; Berk, A.; Richtsmeier, S.C.; Acharya, P.K.; Anderson, G.P.; Felde, G.W.; Gardner, J.; Hoke, M.; Jeong, L.S.; Pukall, B.; Mello, J.; Ratkowski, A.; Burke, H.-H. Atmospheric correction for short-wave spectral imagery based on MODTRAN4. Proceedings of the Society of Photo-Optical Instrumentation Engineers, v.3753, p.61-69, 1999.

Berk, A.; Adler-Golden, S.M.; Ratkowski, A.; Felde, G.W.; Anderson, G.P.; HOKE, M.L.; Cooley, T.; Chetwynd, J.H.; Gardner, J.A.; Matthew, M.W.; Bernstein, L.S.

Acharya, P.K.; Miller, D.; Lewis, P. Exploiting MODTRAN radiation transport for atmospheric correction: the FLAASH algorithm. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON INFORMATION FUSION, 5., 2002, Annapolis. Proceedings. Annapolis: ISIF, 2002. v.2, p.798-803.

Cantoral, L. F. (2017). Huanuni: la mina que se socava a sí misma. Acesso em 22 de 02 de 2018, disponível em Connectas: <https://www.connectas.org/huanuni-la-mina-que-se-socava-si-misma/>

ENVI. ENVI Feature Extraction Module: User's guide. [S.L.]: ITT visual information solution, 2008.

EXELIS. ENVI Classic Tutorial: Spectral Angle Mapper (SAM) and Spectral Information Divergence Classification (SID). EXELIS visual information solution, 2014.

ESA. (2018). Sentinel-2 Instrument. Acesso em 24 de fevereiro de 2018, disponível em European Space Agency: http://www.esa.int/Our_Activities/Observing_the_Earth/Copernicus/Sentinel-2/Instrument

Fernandes, R.R., Nunes, G.M., Silva, T.S.F. “Classificação orientada a objetos aplicada na caracterização da cobertura da terra no Araguaia”. *Pesq. agropec. bras.*, Brasília, v.47, n.9, p.1251-1260, set. 2012.

Garcia, E. (2009). *REUTERS*. Acesso em 22 de 02 de 2018, disponível em Bolivia to invest \$40 million in Huanuni tin mine: <https://www.reuters.com/article/bolivia-huanuni-idAFN1832794620090118>

Garofalo, D.F.T., Messias, C.G., Liesenberg, V., Bolfe, E. L., Ferreira, M. C. “Análise comparativa de classificadores digitais em imagens do Landsat-8 aplicados ao mapeamento temático.” *Pesq. agropec. bras.*, Brasília, v.50, n.7, p.593-604, jul. 2015 DOI: 10.1590/S0100-204X2015000700009.

Helmi Z.S, Suhaili, A., and Mansor, S., "The Performance of Maximum Likelihood, Spectral Angle Mapper, Neural Network and Decision Tree Classifiers in Hyperspectral Image Analysis", *Journal of Computer Science* 3, ISSN 1549-3636, pp. 419-423, 2007.

Instituto Nacional de Estadística de Bolivia, 2001. Censo de población y vivienda. <http://www.ine.gov.bo/comunitaria/comunitaria.aspx> (accessed 02.03.11).

Jorge, Quintanilla, and Carlos Daza Pelaez. 2014. “CONTAMINACIÓN EN METALES PESADOS EN EL SISTEMA TDP.” In *Línea Base de Conocimientos Sobre Los Recursos Hidrológicos En El Sistema TDPS Con Enfoque En La Cuenca Del Lago Titicaca*, 252–63.

Jacobsen, S.E. The situation for Quinoa and its production in Southern Bolivia: From economic success to environmental disaster. *J. Agron. Crop. Sci.* 2011, 197, 390–399.

Jacobsen, S.E. What is wrong with the sustainability of Quinoa production in Southern Bolivia—A reply to Winkel et al. (2012). *J. Agron. Crop. Sci.* 2012, 198, 320–323.

Killeen, Timothy J., Veronica Calderon, Liliana Soria, Belem Quezada, Marc K. Steininger, Grady Harper, Luis A. Solórzano, Compton J. Tucker, and Luis A Solórzano. 2007. “Thirty Years of Land-Cover Change in Bolivia.” *Ambio* 36 (7): 600–606. doi:10.1579/0044-7447(2007)36[600:TYOLCI]2.0.CO;2.

- Kruse, F.A, Lefkoff, A.B and Boardman, J.W., "The Spectral Image Processing System (SIPS)- Interactive Visualization and Analysis of Imaging Spectrometer Data, Remote Sensing of Environment, © Elsevier publishing co. Inc., pp. 145-163, 1993.
- Landis, J.R.; Koch, G.G. The measurement of observer agreement for categorical data. *Biometrics*, v.33, p.159-174, 1977.
- Lillesand, T.M.; Kiefer, R.W.; Chipman, J.W. Remote sensing and image interpretation. 5. ed. Madison: Wiley, 2004. 763p.
- Meneses, P. R., & Madeira Netto, J. d. (2000). Sensoriamento Remoto: Reflectância de Alvos Naturais. Brasília: Universidade de Brasília - UnB.
- Montero, I.C., Brimhall, G.H., Alpers, C.N., & Swayze, G.A. (2005). Characterization of waste rock associated with acid drainage at the Penn Mine, California, by ground-based visible to short-wave infrared reflectance spectroscopy assisted by digital mapping. *Chemical Geology*, 215(1–4), 453–472.
- Petropoulos, G.P, Vadrevu, K.P, Xanthopoulos, G., Karantounias G., and Scholze, M., "A Comparison of Spectral Angle Mapper and Artificial Neural Network classifier Combined with Landsat TM Imagery Analysis for Obtaining Burnt Area Mapping", no. 1424-8220, p. 19, 2010.
- Ramos, O. E., Cáceres, L. F., Muñoz, M. R., Bhattacharya, P., Quini, I., Quintanilla, J., . . . García, M. E. (2012). Sources and behavior of arsenic and trace elements in groundwater and surface water in the Poopó. Lake Basin, Bolivian Altiplano. *Environ Earth Sci*, 66, 793–807.
- Satgé, Frédéric Christophe. 2017. "Recursos Hídricos Do Altiplano Andino: Contribuição Do Sensoriamento Remoto".
- Satgé, Frédéric, Raúl Espinoza, Ramiro Zolá, Henrique Roig, Franck Timouk, Jorge Molina, Jérémie Garnier, Stéphane Calmant, Frédérique Seyler, and Marie-Paule Bonnet. 2017. "Role of Climate Variability and Human Activity on Poopó Lake Droughts between 1990 and 2015 Assessed Using Remote Sensing Data." *Remote Sensing* 9 (3): 218. doi:10.3390/rs9030218.
- Swayze, G.A., Smith, K.S., Clark, R.N., Sutley, S.J., Pearson, R.M., Vance, J.S., . . . Roth, S. (2000). Using imaging spectroscopy to map acidic mine waste. *Environmental Science & Technology*, 34(1), 47–54.
- Tapia, Joseline, and Stéphane Audry. 2013. "Control of Early Diagenesis Processes on Trace Metal (Cu, Zn, Cd, Pb and U) and Metalloid (As, Sb) Behaviors in Mining- and Smelting-Impacted Lacustrine Environments of the Bolivian Altiplano." *Applied Geochemistry* 31 (April): 60–78. doi:10.1016/j.apgeochem.2012.12.006.
- Veronika Kopačková , Stéphane Chevrel , Anne Bourguignon & Petr Rojík (2012) Application of high altitude and ground-based spectroradiometry to mapping hazardous low-pH material derived from the Sokolov open-pit mine, *Journal of Maps*, 8:3, 220-230, DOI: 10.1080/17445647.2012.705544.
- Vörösmarty, CJ, McIntyre, PB, Gessner, MO, Dudgeon, D, Prusevich, A, Green, P, Glidden, S, Bunn, SE, Sullivan, CA, Reidy Liermann, C & Davies, PM 2010, 'Global threats to human water security and river biodiversity', *Nature*, vol. 467, no, 7315, pp. 555-561.
- Wacaster, S. (2016). 2013 Minerals Yearbook – Bolívia [Advance Release]. U.S. Geological Survey Minerals Yearbook, 3.1-3.12