



Universitat Autònoma de Barcelona

ADVERTIMENT. L'accés als continguts d'aquesta tesi queda condicionat a l'acceptació de les condicions d'ús establertes per la següent llicència Creative Commons:  http://cat.creativecommons.org/?page_id=184

ADVERTENCIA. El acceso a los contenidos de esta tesis queda condicionado a la aceptación de las condiciones de uso establecidas por la siguiente licencia Creative Commons:  <http://es.creativecommons.org/blog/licencias/>

WARNING. The access to the contents of this doctoral thesis it is limited to the acceptance of the use conditions set by the following Creative Commons license:  <https://creativecommons.org/licenses/?lang=en>

THE IMPACT OF OIL EXTRACTION ON TROPICAL RAINFORESTS: A VIEW FROM SPACE



PhD Thesis | November 2020
Gorka Muñoa Capron-Manieux

PhD in Environmental Science and Technology
Institut de Ciència i Tecnologia Ambientals (ICTA)
Universitat Autònoma de Barcelona (UAB)

Supervisors:

Dr. Miquel Ninyerola Casals

Dr. Martí Orta-Martínez

Dr. Antoni Rosell-Melé

Cover design: Jon Aguirresarobe Etxeberria

Photo: Joaquín Sánchez Mariño

**THE IMPACT OF OIL EXTRACTION ON
TROPICAL RAINFORESTS: A VIEW FROM SPACE**

PhD Dissertation

Gorka Muñoa Capron-Manieux

Under the direction of:

Dr. Miquel Ninyerola Casals, Dr. Martí Orta-Martínez,
Dr. Antoni Rosell-Melé

Doctoral degree in Environmental Sciences and
Technology

Institut de Ciència i Tecnologia Ambientals (ICTA)

Universitat Autònoma de Barcelona (UAB)

November 2020

ÍNDICE

1. Introducción	26
1.1. Antecedentes	28
1.2. Bosques tropicales húmedos	31
1.2.1. El Amazonas	34
1.2.2. La Amazonía occidental.....	36
1.2.3. La Amazonía peruana.....	37
1.3. Áreas Naturales Protegidas	38
1.3.1. Reserva Nacional Pacaya-Samiria.....	38
1.3.2. Reserva Nacional Pucacuro.....	39
1.3.3. Complejo de humedales del Abanico del río Pastaza.....	41
1.4. Actividad petrolera en bosques tropicales húmedos	42
1.4.1. Actividad petrolera en la Amazonía occidental.....	45
1.4.2. Actividad petrolera en la Amazonía peruana	46
1.4.3. Actividad petrolera en el Lote petrolero 192.....	47
1.4.4. Actividad petrolera en el Lote petrolero 8/8x.....	51
1.5. El petróleo y el Cambio climático.....	53
1.5.1. Combustibles no quemables: Petróleo	55
1.6. Teledetección e impactos en bosques tropicales	60
1.6.1. Teledetección de impactos de la actividad petrolera.....	63
1.7. Objetivos	67

1.7.1. Objetivos del Capítulo II - Impacts of oil exploration and extraction on tropical forests: Isolated roads and linear clearings in the Northern Peruvian Amazon.....	68
1.7.2. Objetivos del Capítulo III - Oil spills detection with Sentinel 1 SAR imagery on tropical rainforests: Seeing through the clouds	68
1.7.3. Objetivos del Capítulo IV - Detección de áreas contaminadas por hidrocarburos en bosques tropicales mediante imágenes Landsat: Reconstrucción histórica de los impactos de la actividad petrolera en la Reserva Nacional del Pacaya-Samiria.....	69
2. Impacts of oil exploration and extraction on tropical forests: isolated roads and linear clearings in the Northern Peruvian Amazon	72
Abstract	74
2.1. Introduction	75
2.2. Materials and methods	79
2.2.1. Study area.....	79
2.2.2. Analysis of deforestation and forest disturbance	81
Deforestation	82
Forest disturbance and edge effect	85
2.3. Results	86
2.3.1. Oil-related deforestation.....	86
2.3.2. Forest disturbance and linear clearings	91
2.5. Discussion	99
2.6. Conclusion.....	103
3. Oil spills detection with Sentinel 1 SAR imagery on tropical rainforests: Seeing through the clouds	106

Abstract	108
3.1. Introduction	108
3.2. Materials and methods	113
3.2.1. Study sites	114
3.2.2. Satellite imagery data	117
3.2.3. Data preprocessing	118
3.2.4. Oil spills detection index and validation	119
3.2.5. Oil spills detection with ISODATA unsupervised classification.....	123
3.3. Results	124
3.3.1. Oil spill detection with index 1	126
3.3.2. Oil spill detection with index 2	127
3.3.3. Oil spill detection with index 3	129
3.3.4. Oil spill detection with index 4	130
3.3.5. ISODATA unsupervised classification of oil spills	130
3.4. Discussion	131
3.4.1. Identify the most accurate algorithm for the oil spill detection in tropical rainforests.....	132
3.4.2. Understand oil spill detection algorithms accuracy and limitations.....	133
3.5. Conclusion.....	134
4. Detección de áreas contaminadas por hidrocarburos en bosques tropicales mediante imágenes Landsat: Reconstrucción histórica de los impactos de la actividad petrolera en la Reserva Nacional del Pacaya-Samiria	136

Abstract	138
Resumen	138
4.1. Introducción	139
4.2. Materiales y métodos	145
4.2.1. Área de estudio.....	146
4.2.2. Imágenes de satélite	152
4.2.3. Índices de detección de áreas contaminadas por petróleo	155
Índice 1 de detección de áreas contaminadas por petróleo.....	158
Índice 2 de detección de áreas contaminadas por petróleo.....	159
Índice 3 de detección de áreas contaminadas por petróleo.....	160
4.2.4. Validación	161
4.3. Resultados	162
4.3.1. Calibración del método sobre el área de estudio A	162
4.3.2. Validación sobre el área de estudio B	166
Validación del índice 1 sobre el área de estudio B.....	166
Validación del índice 2 sobre el área de estudio B.....	169
Validación del índice 3 sobre el área de estudio B.....	171
4.3.3. Validación sobre el área de estudio C	173
Validación del índice 1 sobre el área de estudio C.....	174
Validación del índice 2 sobre el área de estudio C.....	175
Validación del índice 3 sobre el área de estudio C.....	176
4.4. Discusión.....	177
4.5. Conclusión.....	180
5. Conclusiones e investigaciones futuras.....	182

5.1. Contribuciones metodológicas	187
5.2. Implicaciones políticas	190
5.3. Limitaciones	191
5.4. Investigación futura.....	194
6. References	196

ABREVIATURAS

ACODECOSPAT: Asociación Cocama de Desarrollo y Conservación San Pablo de Tipishca

Bopd: Barrels of oil per day

CO₂: Dióxido de Carbono

CNPC: China National Petroleum Corporation

DGAEE: Dirección General de Asuntos Ambientales Energéticos

ENSO: el Niño - Southern Oscillation

EVI: Enhanced vegetation index

FAO: Food and Agriculture Organization of the United Nations

FECONACOR: Federación de Comunidades Nativas de la Cuenca del Corrientes

FEDIQUEP: Federación Indígena Quechua del Pastaza

GHG: Gases de efecto invernadero

ha: Hectárea

IPCC: Intergovernmental Panel on Climate Change

LIDAR: Laser Imaging Detection and Ranging

MINEM: Ministerio de Energía y Minas de Perú

MINSA: Ministerio de Salud

Mtoe: Millones de toneladas equivalentes de petróleo

NDVI: Normalized Difference Vegetation Index

NRTM: Near Real Time Monitoring

OECD: Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económico

ONP: Oleoducto Norperuano

OPIKAFPE: Organización de Pueblos Indígenas Kichwas Amazónicos Fronterizo Perú Ecuador

ORN: Oleoducto Ramal Norte

OSINERGMIN: Organismo Supervisor de la Inversión en Energía y Minería

Oxy: Occidental Petroleum Corporation

PAC: Plan Ambiental Complementario

PAMA: Programa de Adecuación y Manejo Ambiental

PCM: Presidencia del Consejo de Ministros

PIAV: Pueblos Indígenas en situación de Aislamiento Voluntario

PPN: Pluspetrol Norte S.A.

RNPS: Reserva Nacional Pacaya Samiria

SAR: Radar de Apertura Sintética

SAVI: Soil Adjusted Vegetation Index

SERNANP: Servicio Nacional de Áreas Naturales Protegidas por el Estado

SPOT: Satellite Pour l'Observation de la Terre

UAV: Unmanned aerial vehicle

UE: Unión Europea

WDPA: World Database of Protected Areas

SUMMARY

To date, 189 countries have ratified the historic agreement reached on December 12, 2015, at COP21 in Paris. The central aim of the agreement was to combat climate change, and accelerate and intensify actions and investments necessary for a sustainable and low-carbon future, avoiding a dangerous climate change. In this sense, it is intended to keep global warming rise this century well below 2°C above pre-industrial levels and to pursue efforts to limit the temperature increase even further to 1.5°C (United Nations Treaty Collection, 2016). Despite the fact that oil is responsible for 34% of greenhouse gas (GHG) emissions from fuel combustion, world production continues to increase, reaching 4,439 Mt in 2019 (IEA, 2020b, 2020a).

Increasing global oil demand and consumption is stimulating the need to access to new and more and more remote hydrocarbon reserves located in tropical rainforests (Butt *et al.*, 2013), for the reason that world oil and gas reserves overlap with 30% of them, with the Amazon being the one with the highest percentage (39.4%) of this overlap (Orta-Martínez *et al.*, 2018a).

Tropical rainforests, despite representing only 7% of the Earth's land surface, harbour two-thirds of global terrestrial biodiversity (Ribeiro de Castro Solar *et al.*, 2016). However, these fragile and complex ecosystems are strongly threatened by, among others, deforestation, and fragmentation, largely for agriculture and cattle pasture (Corlett and Primack, 2011). In the western Amazon, oil activity also represents one of the greatest threats for tropical rainforests (Finer *et al.*, 2008).

As a result of 50 years of oil activity in the remote North Peruvian Amazon, the impacts produced by the oil companies have caused serious damages to ecosystems and people's health (Orta-Martínez *et al.*, 2007, 2018a; Yusta-García *et al.*, 2017; Orta-martínez, Pellegrini and Arsel, 2018; Rosell-Melé *et al.*, 2018; Cartró-Sabaté *et al.*, 2019). In this sense, there is an urgent need to develop new large-scale monitoring mechanisms able to detecting and quantifying the impacts generated by the extractive oil industry in isolated areas that are difficult to access. Remote sensing, capable of monitoring at the regional, state and even global scale, can be an efficient and economically viable alternative. In this context, the central aim of this thesis was to identify and quantify the impacts produced by oil activity on tropical rainforests through remote sensing techniques, distinguishing between: 1) identify and quantify deforestation and forest disturbance caused by oil activity; 2) identify oil spills caused by oil extraction industry; 3) develop a method for detecting areas that have historically been contaminated due to the direct discharge of hydrocarbons and production waters.

For this purpose, three researches were carried out in tropical rainforests of the region of Loreto, in Northern Peruvian Amazon. These studies were based on the analysis of long time series of images from different satellites, in order to observe changes in spectral responses caused by oil impacts. Thus, a time series of 11 Landsat images between 1986 and 2005 were used to monitor deforestation through the evolution of the NDVI, and forest disturbance, using the Carnegie Landsat Analysis System - Lite (CLASlite) approach (Asner *et al.* 2009), in the oil block 192 (previously 1AB). Further, 172 Synthetic Aperture Radar (SAR) images from Sentinel 1 were used to analyse three oil spills caused by leaks in pipelines, and develop 4 oil spill detection indices and an additional methodology based on unsupervised ISODATA clustering classification. Finally, 18 multispectral

Landsat 5TM images were used to develop three indices to detect oil-polluted areas, based on the specificity of the spectral response of oil in certain infrared areas. Results were used to study the evolution of these oil-covered areas between 1985-2007.

The results indicate that 1) almost half of the deforestation caused by oil extraction in tropical rainforests is due to construction and maintenance of oil roads, which are also the infrastructures that cause a greater forest disturbance, edge effect and habitat fragmentation. 2) Proposed indices for the detection of oil-polluted areas on tropical rainforests are effective, especially if georeferenced information on the existing oil infrastructure is available to limit the analysis to a buffer from these infrastructures. In these cases, the least restrictive index can detect around 20-40% of the pixels covered by oil, with a success rate higher than 90%.

As a consequence of these findings, it is recommended:

- The non-exploitation of oil fields located in the tropical rainforests due to high impacts caused by oil extraction activity in centers of high biodiversity and cultural richness, with a large number of indigenous communities, some of them living in voluntary isolation.
- Failing that, the implementation of offshore-inland methods, that is, the use of operations that do not require any road construction.
- The development of an effective methodology for the detection of oil spills in tropical rainforests, which allows creating a near-real-time monitoring system (NRTM) to detect them.

RESUMEN

Hasta día de hoy, 189 países han ratificado el acuerdo histórico alcanzado el 12 diciembre de 2015, en la COP21 de París, para combatir el cambio climático y acelerar e intensificar las acciones e inversiones necesarias para un futuro sostenible con bajas emisiones de carbono, evitando un cambio climático peligroso, para lo cual se pretende mantener el calentamiento global muy por debajo de los 2 °C y prosiguiendo los esfuerzos para limitarlo a 1,5 °C (United Nations Treaty Collection, 2016). A pesar de que el petróleo es responsable del 34% de las emisiones de gases de efecto invernadero (GHG) procedentes de la quema de combustibles fósiles, la producción mundial continúa incrementándose, y en 2019 alcanzó los 4.439 Mt (IEA, 2020b, 2020a).

El aumento de la demanda y consumo mundial de petróleo está estimulando la necesidad de acceder a nuevas y cada vez más remotas reservas de hidrocarburos situadas en los bosques tropicales (Butt *et al.*, 2013), ya que las reservas mundiales de gas y petróleo se superponen con el 30% de los bosques tropicales, siendo la Amazonía la selva tropical con mayor porcentaje (39,4%) de dicha superposición (Orta-Martínez *et al.*, 2018a).

Los bosques tropicales, a pesar de representar solamente el 7% de la superficie sumergida del planeta, albergan dos tercios de la biodiversidad terrestre global (Ribeiro de Castro Solar *et al.*, 2016). Sin embargo, estos ecosistemas frágiles y complejos están fuertemente amenazados por, entre otros, la deforestación, y la fragmentación, principalmente con fines agrícolas y ganaderos (Corlett and Primack, 2011). En la Amazonía occidental, la actividad petrolera representa también una de las mayores amenazas para los bosques tropicales (Finer *et al.*, 2008).

Tras cinco décadas de actividad petrolera en la remota Amazonía norperuana, los impactos provocados por las compañías concesionarias, han causado graves daños en los ecosistemas y la salud de las personas (Orta-Martínez *et al.*, 2007, 2018a; Yusta-García *et al.*, 2017; Orta-martínez, Pellegrini and Arsel, 2018; Rosell-Melé *et al.*, 2018; Cartró-Sabaté *et al.*, 2019). En este sentido, urge encontrar nuevos mecanismos de monitoreo a gran escala capaces de detectar y cuantificar los impactos generados por la industria extractiva de petróleo en áreas aisladas de difícil acceso. La teledetección mediante sensores remotos, capaz de realizar seguimientos a nivel regional, estatal e incluso global, puede suponer una alternativa eficaz y económicamente viable. En este contexto, el objetivo general de la presente tesis ha sido identificar y cuantificar los impactos producidos por la actividad petrolera sobre los bosques tropicales húmedos mediante técnicas de teledetección, divididos en: 1) identificar y cuantificar la deforestación y la perturbación provocados por la actividad petrolera; 2) identificar los vertidos de crudo ocasionados por la industria extractiva de petróleo; 3) desarrollar un método para detección de áreas que históricamente han sido contaminadas a causa de la descarga directa de hidrocarburos y aguas de producción.

Para ello, se han llevado a cabo tres estudios en los bosques tropicales húmedos de la región de la Amazonía norperuana de Loreto. Estos estudios se han basado en el análisis de series temporales largas de imágenes de diferentes satélites, a fin de observar los cambios en las respuestas espectrales provocados por dichos impactos. Así, se ha utilizado una serie temporal de 11 imágenes Landsat comprendidas entre los años 1986 y 2005 para hacer un seguimiento de la deforestación a través de la evolución del NDVI, y de la perturbación del bosque tropical, a través del método Carnegie Landsat Analysis System-lite (CLASlite) (Asner *et al.*, 2009), en lote petrolero 192 (anteriormente 1AB). A través de 172 imágenes de Radar

de Apertura Sintética (SAR) del Sentinel 1, se ha llevado a cabo un análisis de tres vertidos de crudo provocados por fugas en oleoductos que ha permitido desarrollar 4 índices de detección de vertidos junto con un método basado en un clasificador por la agrupación no supervisada de clústeres. En tercer lugar, se han usado 18 imágenes Landsat 5TM para el desarrollo de tres índices para la detección de las áreas contaminadas por hidrocarburos, basados en la especificidad de la respuesta espectral del petróleo en ciertas zonas del infrarrojo, y estudiar así, su evolución durante los años 1985 y 2007.

Los resultados obtenidos indican que 1) prácticamente la mitad de la deforestación provocada por la actividad extractiva de petróleo en los bosques tropicales se debe a la construcción y mantenimiento de las carreteras, que además, son las infraestructuras que provocan una mayor perturbación del ecosistema debido efecto de borde, son también las principales responsables de la fragmentación del hábitat 2) Los índices propuestos para la detección de áreas contaminadas por hidrocarburos en bosques tropicales húmedos resultan efectivos, sobre todo si se dispone información georeferenciada de la infraestructura petrolera existente para limitar el análisis a determinadas zonas. En estos casos, el índice menos restrictivo de los tres presentados, es capaz de detectar entorno al 20-40% de los píxeles cubiertos por petróleo, con un porcentaje de acierto superior al 90%.

Como consecuencia de estos hallazgos, se recomienda:

- la no explotación de los yacimientos petroleros situados en los bosques tropicales húmedos por tratarse de centros de alta biodiversidad y territorio de una alta riqueza cultural amenazada, con un gran número de comunidades indígenas de las cuales, algunas permanecen en situación de aislamiento voluntario.

- En su defecto, la implementación de métodos *offshore-inland*, es decir, el uso de operaciones que no requiera la construcción de carreteras.
- El desarrollo de una metodología eficaz para la detección de los vertidos de petróleo en bosques tropicales húmedos, que permita la creación de un sistema de monitoreo en tiempo casi real (NRTM) para detectarlos.

AGRADECIMIENTOS / ESKER ONAK

A la hora de escribir los agradecimientos, quisiera reflexionar sobre todo aquello que me ha llevado a realizar una tesis en ciencias ambientales, y por esta razón quisiera agradecer, no solo a quienes me han acompañado durante los últimos cuatro años, sino a aquellas personas que me han marcado de alguna manera en la vida. Así, antes de comenzar ya soy consciente de que este apartado será injustamente incompleto. El profesor de la infancia, el amigo de un fin de semana, el guía de montaña, el monitor de aquel campamento...

En mi caso, el componente emocional siempre ha estado muy presente a la hora de tomar mis decisiones. No estudié ciencias ambientales por casualidad, así como tampoco regresé a la universidad para hacer mi tesis por casualidad. ¿Por qué, entonces? En este apartado debería estar incluido todo aquello que responde a esta pregunta y, por supuesto, eso no será posible.

Hasteko, ni naizenaren atzetik dauden guztiei eskertu nahiko nizuen, hau da, txikitari eta gaztaroan nire ondoan izan zineten guztiei. Horien artean, lehenengo et garrantzitsuen, nire guraso eta anai-arrebei, zuei zor dizuet gehien. Aita, zugandik gure mendi bazterrak maitatzen ikasi nuen, eta ondorioz ingurugiroa babesten. Ama, tu es l'image du respect pour moi, et très probablement la raison pour la quelle un jour, j'ai commencé à m'intéresser à l'environnement, en essayant, avec mon travail, de rendre ce monde un peu plus juste et respectueux. Maritxu, Amaia, Pello, nire adibide eta erreferentzia. Koinatuak, la mia cognata, nire beste bi anai eta sorella.

Baino nortasunaren eratzeko prozesuan lagunen garrantzia ez da batere hutsala eta nire koadrila aldiz, harrigarria da, ezin hobea. Lokalero guztiak,

baino bereziki gertuen zaudeteno, Urko, Jon, Petaka, Peter, Xabi, Kepa eta baita bikoteak, Itziar, Afri, Holly, mila aldiz mil esker!

Kronologikoki jarraituz, Salamanca eta Granadan nire ondoan izan zineten guztiei, zuekin hasi nintzen ingurugiroaz dakidan guztia ikasten. Galder, Iñigo, Ander, Ruth, Rakel, Montse, Rotxu, Guantxe, Ibantxo, Rafa, Yesus, ezezagunetik anai-arrebetara hain denbora gutxian, eta bizitza osorako hala ere.

Fins que vaig aterrar a Barcelona al 2002. Vull agrair a tots el que heu fet que Catalunya sigui casa meva: als amics de Badalona; als companys de viatge durant tots els anys en que he estat al CREAM i a l'ICTA; als amics del MCSC i especialment a la Paloma; al Martí Boada, la Roser i a tot el seu grup, particularment a la Sònia i el Toni Mas, amb els que tant he après. Al grup de MiraMon, Xavier, Lluís, Esther, Ivette, Xavi, Abel, Gerard, Jordi, Cristines, Óscar, Cristian i tota la resta, gràcies perquè havent passat 10 anys des de que els nostres camins s'han separat, continuo sentint-me un més del vostre grup.

Respecte als últims quatre anys en que m'he dedicat a la tesi, gràcies a totes aquelles persones que m'heu acompanyat en aquesta aventura del coneixement científic. Àlex, no podria començar per una altra persona, com d'enriquidor ha estat tenir-te al meu costat! David, Jose, Ksenija, Matt, Rebekah, ¡cuánto echaré de menos la Z333!

Al Toni Broquetes, per haver compartit amb mi els seus consells i expertesa en el mon del radar. I a tot el grup del *Global Land Analysis & Discovery*, i molt especialment el Dr. Matthew Hansen, per haver-me acollit tan amablement al seu laboratori.

Al Vicenç i l'Oriol, amb vosaltres he compartit àpats i excursions, una sensació de llibertat i oxigen, la millor manera de recuperar forces, inspiració i motivació.

Als amics de Badalona, els meus grups bombolla en aquest any tan estrany. Javi, Patri, Thaïs, Miquel, Helena, Manel i altres. A vosaltres us dec una part important d'aquest viatge. Sense el vostre suport, això no hagués estat possible.

Als meus tres directors, qui primer em varen donat la oportunitat per després guiar-me durant el camí. Toni, gràcies per haver-m'ho fet tot tan fàcil. Uns ànims, uns consells i fins i tot algun advertiment, sempre el que calia i quan calia. Moltíssimes gràcies! Miquel, treballar amb tu sempre m'ha fascinat, per tot allò que saps, però sobretot per com m'he sentit sempre que hem fet coses plegats.

Martí, si hi ha una persona a qui li dec haver arribat a aquest punt, segurament és a tu. Ens uneix una amistat immensa i la passió per a la muntanya, però sobretot, parlem la mateixa llengua i ens mouen les mateixes conviccions. Gràcies per haver-me endinsat en aquest món de la lluita contra les injustícies provocades per les grans multinacionals del petroli en els territoris dels indígenes. Si t'haguessis dedicat a salvar l'àrtic, estic segur que jo també m'hi dedicaria.

Als meu sogres, que tan ens ajuden amb els nostres fills. Cada dia, mai un no com a resposta, simplement sou increïbles.

I com no podia ser d'una altra manera, a tu Núria, gràcies a tu he pogut anteposar la meva vocació a l'estrès que moltes vegades a suposat aquest camí. Projectes que acabaven tan bon punt havien començat, contractes inestables, futurs sovint incerts, sé que no ha estat fàcil, i evidentment no hagués estat possible sense el teu suport incondicional. Gràcies a tu, sabia que quan jo no hi era, als nostres fills no els hi faltava de res, simplement hi eres tu.

Eta bukatzeko, nire seme-alabei, Nahia, Teo, zuei eta zuen amari eskaintzen dizuet tesi hau, zuek baitzarete bizitzan dudan gauzarik handien eta garrantzitsuena. Esker mila bihotzez!

CHAPTER I



INTRODUCCIÓN

1.1. ANTECEDENTES

El petróleo es la principal fuente de energía de la sociedad desde los comienzos del siglo XX y probablemente seguirá siéndolo durante buena parte del siglo XXI. En la actualidad, con 4.497 Mtoe, el petróleo representa el 31,6% del suministro total de energía mundial (IEA, 2020b).

La producción mundial de petróleo continúa incrementándose y en 2019 se situó en 4.439 Mt (IEA, 2020b). Con un 16,7% de la producción, los Estados Unidos de América son el mayor productor mundial. A continuación, le siguen la Federación Rusa (12,6%), Arabia Saudí (12,3%), Canadá (6,0%), Irak (5,3%), la República Popular China (4,3%), los Emiratos Árabes Unidos (4,3%), la República Islámica de Irán (3,3%), Brasil (3,3%) y Kuwait (3,2%).

La combustión de petróleo en 2018 causó unas emisiones de 12,5 GtCO₂ a la atmósfera (Global Carbon Project, 2019). A pesar de que en 2019 las emisiones de CO₂ procedentes de la quema de combustibles fósiles se redujeron ligeramente (menos de 1%) respecto al año anterior, debido al decline en las emisiones del sector energético de las economías más avanzadas, en 2018 habían alcanzado un pico histórico de 33,5 GtCO₂ (IEA, 2020a). En los últimos años, el mayor aumento en las emisiones se está produciendo en los países que no pertenecen a la OECD, liderados por la República Popular China. En cambio, las emisiones tienden a estabilizarse e incluso a reducirse en los Estados Unidos y en los países de la Unión Europea.

El aumento mundial de la demanda de petróleo se debe principalmente a los países en vías de desarrollo (Finer and Orta-Martínez, 2010) y está estimulando la necesidad de acceder a nuevas y cada vez más remotas

reservas de hidrocarburos situadas en los bosques tropicales (Butt *et al.*, 2013). Se estima que las reservas mundiales de gas y petróleo se superponen con el 30% de los bosques tropicales, siendo la Amazonía la selva tropical con mayor porcentaje (39,4%) de dicha superposición (Orta-Martínez *et al.*, 2018a).

Esto supone una tasa elevada de destrucción de dicho bosque siendo este un problema ambiental de primera magnitud debido a los servicios ecosistémicos que nos proporciona. Así pues, los bosques tropicales son ecosistemas terrestres ecológicamente con una estructura compleja y que albergan la mayor biodiversidad del planeta para un gran número de taxones, incluyendo aves, anfibios, aves, mamíferos y más concretamente primates y árboles (Jenkins, Pimm and Joppa, 2013). Todavía hoy, presentan grandes extensiones intactas de bosque primario (Oliveira *et al.*, 2007). Al mismo tiempo, proporcionan gran cantidad de servicios y productos naturales a las comunidades indígenas a través de la caza, la recolección de productos forestales y los cultivos (Grimes *et al.*, 1994) y son el refugio de aproximadamente 200 Pueblos Indígenas en situación de Aislamiento Voluntario (PIAV) (WWF, 2020).

Además, los bosques son el ecosistema terrestre con mayor capacidad para secuestrar y almacenar carbono (Holly K. Gibbs, Brown, Niles, & Foley, 2007). Con 471 ± 93 Pg C, los bosques tropicales almacenan el 55% del carbono forestal (Pan *et al.*, 2011). Además, los bosques tropicales y particularmente el Amazonas, suponen una fracción substancial del sumidero de carbono global y han actuado como sumidero neto de biomasa a largo plazo (Brienen *et al.*, 2015). No obstante, la acumulación de carbono en los bosques tropicales muestra una tendencia decreciente, con una reducción de un tercio en la tasa de aumento de la biomasa aérea respecto a la de la década de los 90 (Brienen *et al.*, 2015).

Así pues, los cambios de usos del suelo a gran escala que están sucediendo en los bosques tropicales (entre los que se encuentran los que son debidos al impacto de la actividad de extracción de petróleo) están provocando alteraciones en los ecosistemas tropicales y suponen una fuente importante de emisiones de gases de efecto invernadero (GHG), además de implicar graves impactos sobre la fauna y la flora de estos biotopos (William F. Laurance, Sayer, & Cassman, 2014; Wright & Muller-Landau, 2006).

La deforestación junto con la degradación de los bosques tropicales, fueron responsables del 10-20% de las emisiones de gases de efecto invernadero (GHG) en la década de los 90 y la primera década del siglo XXI (Asner *et al.*, 2010; Saatchi *et al.*, 2011; Houghton, 2013).

En los últimos siglos, se han perdido cerca de la mitad de los bosques tropicales (Laurance, 2013). Solo entre los años 2000 y 2012, se destruyeron 2,3 millones de km² de bosques tropicales, con un incremento anual en la tasa de pérdida de bosque de 2101 km² por año (M. C. Hansen *et al.*, 2013). La agricultura intensiva a gran escala y la de subsistencia son las responsables del 73% de la deforestación en el conjunto de los países tropicales y subtropicales (FAO, 2016). Más concretamente en la cuenca del Amazonas, los pastos para ganado, el cultivo de soja y plantaciones de palma aceitera son las principales causas para la deforestación (Rudel, Defries, Asner, & Laurance, 2009; Boucher *et al.*, 2011).

La deforestación junto con la degradación de los bosques tropicales, fueron responsables del 10-20% de las emisiones de GHG en la década de los 90 y la primera década del siglo XXI (Asner *et al.*, 2010; Saatchi *et al.*, 2011; Houghton, 2013).

1.2. BOSQUES TROPICALES HÚMEDOS

Los bosques tropicales son aquellas áreas forestales situadas entre los trópicos de Cáncer y Capricornio. Esta definición amplia comprende bosques muy diversos de acuerdo con su estructura y composición, entre los cuales se encuentran los bosques húmedos o lluviosos, que suelen extenderse entre 5° y 10° al norte y sur del ecuador. A pesar de ello, se suelen diferenciar entre tres grandes regiones de bosques tropicales húmedos: la cuenca del Amazonas en América del Sur, la cuenca del Congo en África Central y la península e islas siempre húmedas del sudeste asiático (Corlett and Primack, 2011). Tanto las características como las problemáticas de cada uno de los bosques tropicales lluviosos los convierten en únicos. Si bien no existe una única definición de los bosques tropicales húmedos, se trata de bosques altos, densos, mayoritariamente de hoja perenne y situados en zonas de clima cálido y húmedo, generalmente a una altitud no superior a los 1200 metros. Las precipitaciones mensuales pueden variar mucho, pero siempre son superiores a 60 mm y la estación seca es corta o inexistente.

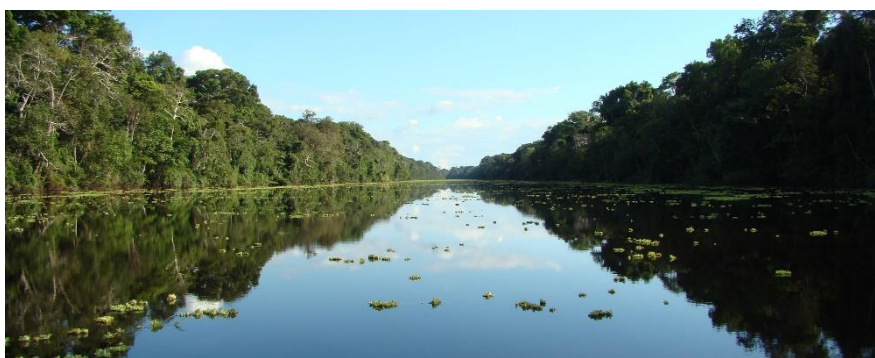


Figura 1.1. Reserva Nacional del Pacaya-Samiria

Aproximadamente la mitad de los bosques lluviosos tropicales se encuentran en la región neotropical, concretamente en las cuencas de los ríos Amazonas y Orinoco, en la costa atlántica de Brasil, así como en la franja que incluye la costa pacífica septentrional de América del Sur y América Central, extendiéndose hasta la costa atlántica del sur de México.

La segunda región de acuerdo con su extensión se encuentra en África Central. Comprende toda la zona costanera del Golfo de Guinea, desde Liberia hasta la República del Congo, y se adentra en el continente a ambos lados del río Congo, incluyendo buena parte de la República Democrática del Congo.

La tercera gran región de bosques tropicales húmedos incluye la Península Malaca y las islas de Borneo, Sumatra y Java. También forman parte de la región Camboya, Vietnam, la costa sur de China y parte de las islas de Filipinas e Indonesia.

Finalmente, existen otras dos grandes regiones de bosques lluviosos tropicales que incluyen la isla de Nueva Guinea exceptuando el extremo sur junto con la costa noreste de Australia, y la costa oriental de Madagascar.

Los bosques tropicales húmedos son centros de alta biodiversidad que albergan dos tercios de las especies terrestres de planeta (Ribeiro de Castro Solar *et al.*, 2016) y más de 40.000 especies arbóreas (Slik *et al.*, 2015). La selva amazónica, junto con los bosques lluviosos del sureste de Brasil y del África Central solamente suman el 7,2% del área emergida del planeta, sin embargo, albergan aproximadamente el 50% de la biodiversidad tanto para aves como para mamíferos y anfibios (Jenkins, Pimm and Joppa, 2013). Se estima que existen unos 6 millones de especies de invertebrados en los bosques lluviosos tropicales, y su función es básica para los procesos del ecosistema (Ewers *et al.*, 2015).

Estos biomas están gravemente amenazados en la actualidad debido a impactos de origen antrópico que en cada región muestran sus particularidades. En algunos casos la amenaza es tan severa que se está llegando a su destrucción total. Es el caso, por ejemplo, de la mata atlántica brasileña, que entre los años 1985 y 2018 ha visto cómo la deforestación reducía su extensión en casi 2 millones de hectáreas (INPE and Fundação SOS Mata Atlântica, 2018).

Las mayores amenazas para los bosques lluviosos tropicales son la deforestación y la fragmentación, principalmente con fines agrícolas y ganaderos (Corlett and Primack, 2011). Constantemente se construyen nuevas carreteras para adentrarse en lo más profundo de, hasta ese momento, áreas intactas de selva tropical de las cuencas del Congo y del Amazonas (Soares-Filho *et al.*, 2006; Barber *et al.*, 2014; Laurance, Sayer and Cassman, 2014), convirtiéndose en el principal motivo de la deforestación. Tras la construcción de una nueva carretera, es frecuente la llegada de colonos, así como la deforestación de grandes áreas para convertirlas en cultivos agrícolas y forrajeros (Viña, Echavarría and Rundquist, 2004; Laurance, Goosem and Laurance, 2009). Laurance *et al.*, (2001) calcularon que el 95% de la deforestación de la Amazonas había ocurrido en los primeros 50 km a partir de las carreteras. Además, también se incrementa la caza, la tala selectiva y la minería a pequeña escala, contribuyendo a la degradación del bosque tropical (Laurance, Goosem and Laurance, 2009), que, siendo todavía poco estudiada e infravalorada, provoca en realidad graves impactos en el ecosistema (Pearson *et al.*, 2017).

El aumento de la temperatura del planeta y los cambios de usos de suelo están provocando un incremento de las sequías incluso en los bosques tropicales húmedos que se traducen en un incremento del número de hectáreas incendiadas, en un proceso llamado savanización de los bosques tropicales húmedos (Sales, Galetti and Pires, 2020).

1.2.1. EL AMAZONAS

La selva amazónica, con una superficie de 6.700.000 km² sobre la cuenca del río Amazonas, es la mayor extensión de bosque tropical húmedo del planeta (Foley *et al.*, 2007). El 60% pertenece al estado de Brasil, seguido de Perú (12%), Colombia (10%), Bolivia, Ecuador, la Guayana francesa, Guayana, Surinam y Venezuela.

Casi 1,7 millones de km² forman parte de una de las 610 Áreas Naturales Protegidas (ANP) incluidas en el Amazonas, mientras que los más de 2300 territorios indígenas existentes ocupan una extensión de más de 2,1 millones de km² (RAISG, 2012).

La selva amazónica representa la mitad de los bosques tropicales del planeta, el 30% de la producción global de biomasa y el 25% de la biodiversidad (Arellano, Tansey and Balzter, 2016).

El Amazonas conserva también una riqueza socio-cultural extraordinaria, con más de 400 grupos étnicos viviendo en la Cuenca Amazónica (COICA, 2020) y 300 lenguas diferentes (Aikhenvald, 2012; Epps and Salanova, 2013), de las cuales un 75% son endémicas y con menos de 1000 hablantes (Gorenflo *et al.*, 2012). Además, los bosques del Amazonas dan cobijo a 60 comunidades indígenas viviendo en aislamiento voluntario, de las cuales la gran mayoría (29 y 27) se encuentran en Perú y Brasil respectivamente (WWF, 2020).

Sin embargo, 96.500 km de carreteras atraviesan el Amazonas, además de las carreteras secundarias, caminos y vías de servicio de las áreas productivas (RAISG, 2012). Cada año se destruyen cientos de miles de hectáreas debido a la deforestación y los incendios forestales (Fearnside and Barbosa, 2004; Anderson *et al.*, 2005; M. C. Hansen *et al.*, 2013; Red Amazónica de Información Socioambiental Georreferenciada, 2014). Entre

1990 y 2015, desaparecieron 53 millones de hectáreas de bosque tropical húmedo de la Amazonía brasileña así como 4 millones de hectáreas de la peruana (UN FAO, 2015), principalmente junto a las carreteras (Laurance, 2001; Oliveira *et al.*, 2007). La mayor parte de la deforestación en el Amazonas está asociada a las pasturas y a los cultivos de soja y de palma aceitera (Rudel *et al.*, 2009; Boucher *et al.*, 2011).

La construcción de nuevas carreteras está asociada, además de a la deforestación, a la aparición de nuevas perturbaciones en el bosque, como la tala ilegal, la minería a pequeña escala o la caza. Algunas especies de primates, tapires, manatíes o el propio jaguar son muy vulnerables a la caza, y sus poblaciones pueden mimbar rápidamente debido a una caza excesiva (Bodmer *et al.* 1997; Peres and Palacios 2007).

Junto con la deforestación, los cada vez más numerosos incendios forestales también están provocando la pérdida de grandes extensiones de bosque tropical, habiéndose convertido incluso en el principal motivo de deforestación en algunas regiones de la Amazonía (Silvério *et al.*, 2019). El cambio climático hace retroceder el bosque húmedo para dar paso a un bosque abierto más seco (Marimon *et al.*, 2014), favoreciendo la aparición de incendios (Barlow and Peres, 2008; Alencar *et al.*, 2018). Para cerrar el círculo, las especies tropicales no están bien adaptadas al fuego, por lo que la composición de especies y estructura del bosque regenerado varía tras los incendios ocurridos (Barlow and Peres, 2008). Solamente durante el 2019, 74.155 incendios forestales fueron registrados en la Amazonía brasileña, los cuales quemaron un total de 72.501 km² (INPE, 2020).

La pérdida de bosque maduro se ha acelerado hasta tal punto en las últimas décadas, que ciertos autores han alertado sobre la posibilidad de que ocurran extinciones masivas (Wright and Muller-Landau, 2006; Feeley *et al.*, 2012). Incluso podría llegarse a un punto de inflexión del sistema a

partir del cual el dejaría de ser un bosque húmedo si la deforestación alcanza el 20-25% de la superficie en el este, sur y centro del Amazonas (Lovejoy and Nobre, 2018).

1.2.2. LA AMAZONÍA OCCIDENTAL

La Amazonía occidental comprende la Amazonía boliviana, colombiana, ecuatoriana, peruana y la parte más occidental de la Amazonía brasileña. Es una de las regiones más biodiversas del planeta para peces, anfibios, aves, mamíferos y plantas vasculares (Bass *et al.*, 2010; Jenkins, Pimm and Joppa, 2013), y una de las últimas del planeta donde aún se mantienen grandes extensiones continuas de selva virgen y libre de carreteras u otras infraestructuras (Oliveira *et al.*, 2007; Bass *et al.*, 2010; Finer *et al.*, 2015).

En la Amazonía occidental habitan más de 140 pueblos indígenas (RAISG, 2012), incluyendo algunos de los últimos grupos indígenas del planeta viviendo en situación de aislamiento voluntario (Finer *et al.*, 2008).

Bajo sus bosques existen grandes reservas de hidrocarburos, lo cual ha supuesto que la Amazonía occidental esté fuertemente amenazada por la proliferación de las actividades de exploración y extracción de petróleo y la construcción de carreteras.

A pesar de que en las últimas décadas la deforestación no ha sido tan severa como en el resto de la Amazonía, de acuerdo con los datos del *Global Forest Watch*, solamente en 2018, un millón de hectáreas fueron deforestadas, de las cuales 776.000 ha correspondían a áreas de bosque primario (M. C. C. Hansen *et al.*, 2013).

El hecho de que las ANP de la Amazonía occidental presenten importantes vacíos por lo que se refiere a la representación de la biodiversidad, supone

un problema adicional. Probablemente esto sea debido a una financiación deficiente, lo cual debería corregirse con una expansión de su sistema de ANP (Lessmann *et al.*, 2019).

1.2.3. LA AMAZONÍA PERUANA

La Amazonía peruana se extiende a través de 661.000 km². Gracias a que posee grandes extensiones continuas de bosque primario, está considerada como prioritaria en la mayoría de inventarios globales de biodiversidad (Oliveira *et al.*, 2007).

Se trata de una de las áreas con mayor riqueza de especies de vertebrados (aves, peces, anfibios y primates) y de plantas vasculares (Terborgh *et al.*, 1990; Puertas and Bodmer, 1993; Doan and Arriaga, 2002; Ter Steege *et al.*, 2003; Pitman *et al.*, 2008).

En la Amazonía peruana habitan cerca de 60 etnias o grupos diferentes de pueblos indígenas (Orta-Martínez and Finer 2010; INDEPA 2009; INEI 2008b).

Los impactos antrópicos en la región han sido poco estudiados, si bien la actividad petrolera y la construcción de carreteras están consideradas las mayores amenazas de la Amazonía peruana (véase la sección 1.4.3).

En 2007, solo el 2% de la deforestación y la perturbación se daba en el interior de las ANP, y aproximadamente el 10% en los Territorios Indígenas (Oliveira *et al.*, 2007), poniendo en valor la importancia de dichas figuras para la conservación de los bosques lluviosos tropicales.

1.3. ÁREAS NATURALES PROTEGIDAS

1.3.1. RESERVA NACIONAL PACAYA-SAMIRIA

La Reserva Nacional (RN) Pacaya-Samiria es la mayor área protegida de la Amazonía peruana, así como la mayor extensión de humedales de la región. Con una superficie de 2.080.000 ha abarca las llanuras inundables situadas entre los ríos Marañón y Ucayali antes del punto donde los dos confluyen, incluyendo también, las cuencas de los ríos Pacaya y Samiria.

Durante la época de creciente, de octubre a mayo, el agua procedente del deshielo y de las intensas precipitaciones que acontecen anualmente en la vertiente oriental de los Andes, inundan las inmensas llanuras del Pacaya-Samiria.

El ecosistema principal de la reserva es la várzea, característico de las llanuras inundadas por ríos de aguas blancas, ricos en sedimentos minerales. Dicho ecosistema alberga una gran biodiversidad, con una flora y fauna característica y adaptada a las inundaciones estacionales. La RN Pacaya-Samiria es una de las áreas que conserva mayor diversidad biológica de la Amazonía peruana, con 965 especies de plantas silvestres y 1025 especies de vertebrados reportadas (un 36% del total de los vertebrados registrados en el Amazonas) (SERNANP, 2020). Además, incluye más de 20 especies categorizadas a nivel nacional como amenazadas y más de 60 consideradas de valor económico y/o biomédico (IIAP, 1994), así como importantes especies de fauna consideradas como bioindicadoras del buen estado del ecosistema, como son el manatí (*Trichechus inunguis*), el delfín rosado (*Inia geoffrensis*), el delfín gris (*Sotalia fluviatilis*), el maquisapa frente amarilla (*Ateles beltzebuth*), el lobo de río (*Pteronura brasiliensis*) o el jaguar (*Panthera onca*), entre otros. La

RN Pacaya-Samiria presenta grandes extensiones de aguajales o bosques de aguaje (*Mauritia flexuosa*) y bosques mixtos de otras palmeras.

La RN Pacaya-Samiria fue creada en 1972 mediante el Decreto Supremo N° 06-72-PE y modificada en dos ocasiones en los años 1982 y 2007 (Decreto Supremo N° 016-82-AG y Decreto Supremo N° 007-2007-AG), si bien ya en el año 1940 el área fluvial del río Pacaya desde la laguna o cocha de Yanayacu había sido declarada Zona Reservada con el objetivo principal de proteger el paiche (*Arapaima gigas*) (Resolución Suprema N° 68). En 1944, la Zona Reservada fue ampliada para incluir la cuenca del Samiria (Resolución Suprema N° 887 y Resolución Suprema N° 217).

El objetivo primordial de la RN Pacaya-Samiria es conservar los recursos de flora y fauna silvestre, así como el paisaje característico de los bosques tropicales húmedos. La Reserva Nacional Pacaya Samiria alberga importantes humedales incluidos en la Convención Ramsar.

A pesar de que, durante décadas la RN Pacaya-Samiria mantuvo políticas de gestión estrictamente conservacionistas que excluían en la toma de decisiones a las comunidades indígenas locales, un cambio drástico en las políticas de gestión supuso una reducción de la presión por la caza y una recuperación de las poblaciones de la fauna salvaje (Bodmer and Puertas, 2000).

Lo impactos causados por la extracción y distribución de petróleo, son la principal amenaza de la RN Pacaya-Samiria.

1.3.2. RESERVA NACIONAL PUCACURO

Fue creada en 2005 (Resolución Ministerial N° 0411-2005-AG) y abarca una superficie de 638.000 ha en el distrito de El Tigre. Su principal objetivo

es proteger una muestra representativa de los bosques húmedos de la ecorregión Napo y del Centro Endémico del Napo, una de las zonas más importantes para la conservación de la biodiversidad a nivel mundial por su excepcional riqueza de especies y endemismo.

Incluye alrededor de 40 lagunas o como son llamadas en la región, cochas, y diversos tipos de ecosistemas como los bosques de colina y terrazas bajas, bosques de varillales altos, bosques inundables o “tahuampa” y pantanos de palmeras dominados por aguajales.

Han sido descritas 1060 especies de vertebrados (77 mamíferos, 452 aves, 69 reptiles, 91 anfibios y 145 peces) dentro de sus límites, de las cuales 30 son endémicas de la ecorregión Napo. Alberga poblaciones de especies escasas o desaparecidas en otras áreas de la región, como el mono araña (*Ateles belzebuth*), el lobo de río (*Pteronura brasiliensis*), el paujil de vientre blanco (*Mitu salvini*), el águila harpía (*Harpia harpyja*), la tortuga charapa (*Podocnemis expansa*), el mono chorro (*Lagothrix poeppigii*) o el armadillo gigante (*Priodontes maximus*).

También se han registrado 246 especies de plantas, algunas de ellas con categoría de especie vulnerable como el palo rosa (*Aniba rosaedora*).

En 2005, ante las evidencias sobre la existencia de pueblos indígenas en situación de aislamiento voluntario (PIAV) dentro del territorio Napo Tigre, entre las fronteras de Perú y Ecuador, se presentó la solicitud para la creación de la Reserva Indígena Napo, Tigre y afluentes. El extremo sur de dicha Reserva Indígena coincide con la mitad septentrional de la Reserva Nacional Napo Tigre. Sin embargo, transcurridos 15 años y pese a que la Ley N° 28736 o ley PIACI para el proceso de reconocimiento de Reservas Indígenas establece un tiempo de aprobación de aproximadamente un año y medio, ni siquiera ha sido elaborado el Estudio de Reconocimiento. Durante estos años, se han realizado varios estudios y se han recogido más

de 150 testimonios de población indígena de la región que evidenciarían la existencia de dichos pueblos en aislamiento voluntario. Una de las principales demoras y dilatación del tiempo, podría deberse a la contradictoria política de Estado en favor a los intereses de la producción petrolera en los Lotes 39 y Lotes 67, superpuestos en el territorio de Napo Tigre (AIDSESEP 2019).

Al noroeste, la Reserva Nacional Pucacuro, así como la propuesta de Reserva Indígena Napo, Tigre y afluentes, limitan con el lote petrolero 192.

En octubre de 2016 fue aprobado el Proyecto de Ley N° 479/2016-CR que declara de necesidad pública e interés nacional la ejecución del proyecto de interconexión carretera Iquitos – Selva – Costa Norte. La carretera proyectada cruzaría la Reserva Nacional Pucacuro, lo cual supone una grave amenaza para el ecosistema.

1.3.3. COMPLEJO DE HUMEDALES DEL ABANICO DEL RÍO PASTAZA

El Complejo de humedales del Abanico del río Pastaza fue declarado sitio Ramsar en 2002. El espacio está delimitado por los ríos Pastaza al oeste, Corrientes al este y Marañón al sur. Con una extensión de 3.827.328 ha, se trata del mayor humedal de la Amazonía peruana. Abarca abanico aluvial formado por sedimentos volcánicos provenientes de los Andes ecuatorianos donde se mezclan ríos, cochas y aguajales.

El Abanico del Pastaza alberga una biodiversidad extraordinaria adaptada a los humedales permanentes y estacionales, con casi 300 especies de peces entre las que destaca el paiche (*Arapaima gigas*). También presenta áreas

particularmente importantes para palmeras de las especies *Phytelephas tenuicaulis*, *Aphandra Natalia* y *Elaeis oleífera*.

En su interior, viven aproximadamente 300 comunidades indígenas de las etnias achuar, kandozi, quechua, urarinas y cocama-cocamilla.

En las últimas dos décadas, se ha trabajado para recuperar el ecosistema de sus principales amenazas: la contaminación causada por la actividad petrolera del lote 192, la sobrepesca, la caza y la tala ilegal.

1.4. ACTIVIDAD PETROLERA EN BOSQUES TROPICALES HÚMEDOS

Las reservas mundiales de gas y petróleo se superponen con el 30% de los bosques tropicales, siendo la Amazonía la selva tropical con mayor porcentaje (39,4%) de dicha superposición (Orta-Martínez *et al.*, 2018a). En África Central, casi todos los países importantes de la cuenca del Congo, que representan casi el 90% de la cubierta de selva tropical de África, tienen grandes industrias extractivas de petróleo y minerales (Malhi *et al.*, 2013). La tercera gran área de bosques tropicales húmedos con reservas de petróleo se encuentra en el sureste asiático, abarcando principalmente las islas de Java, Sumatra y Borneo (Doust and Noble, 2008). Como consecuencia de la superposición entre bosques tropicales y reservas de hidrocarburos, la actividad petrolera representa la mayor amenaza para estos ecosistemas complejos y tan biodiversos (Myers, 1985; Heywood, 1995; Laurance, 1999; Lewis *et al.*, 2004).

Debido al incremento de la demanda de petróleo a nivel mundial, la necesidad de acceder a nuevos yacimientos de hidrocarburos ha aumentado

(Finer and Orta-Martínez, 2010) y en consecuencia se ha estimulado la explotación de recursos en zonas remotas de bosque húmedo tropical (Butt *et al.*, 2013). A menudo la expansión de la actividad petrolera a áreas cada vez más remotas y fuentes no convencionales conlleva un incremento del costo, el riesgo y de los impactos (Orta-Martínez and Finer, 2010).

La exploración, extracción y distribución de crudo provocan graves impactos sobre los bosques tropicales y las comunidades indígenas que los habitan (Orta-Martínez *et al.*, 2007, 2018a; Yusta-García *et al.*, 2017; Orta-Martínez, Pellegrini and Arsel, 2018; Rosell-Melé *et al.*, 2018; Cartró-Sabaté *et al.*, 2019). Selvas tropicales de lugares como el Delta del Níger y la Amazonía occidental se han convertido en lugares donde la contaminación por petróleo es recurrente (Jernelöv, 2010; Mena *et al.*, 2016). En el Delta del Níger, por ejemplo, un total de 1,5 millones de toneladas de petróleo fueron derramados durante un período de 50 años (Obot *et al.* 2006, Gaughran 2009), con más de 7000 fugas entre 1970 y 2000 según el gobierno federal de Nigeria.

Debido a la necesidad de explotar yacimientos de áreas cada vez más remotas, el Delta del Níger y la Amazonía occidental albergan una gran cantidad de estaciones de bombeo dispersas y en la actualidad, están atravesados por una inmensa red de oleoductos. A menudo, no se realiza un mantenimiento y reemplazo adecuados de estas infraestructuras que, situándose cerca de las comunidades, exponen a la población indígena a los contaminantes derivados del petróleo. Los efectos ecológicos solo se han investigado de manera puntual, pero los resultados de dichos estudios y la preponderancia del petróleo en el suelo y agua indican que el impacto es masivo (Hurtig and San Sebastián, 2002; O'Callaghan-Gordo, Orta-Martínez and Kogevinas, 2016). A menudo, a la falta de mantenimiento se suma el uso de tecnologías de calidad inferior para su colocación en países de bajos y medianos ingresos (LMIC, por sus siglas en inglés) puede genera

una preocupación aún mayor para la salud pública (Jernelöv, 2010). En los LMCI, las válvulas de bloqueo de oleoductos con frecuencia no existen o no funcionan correctamente. Dichas válvulas cerradas de forma automática en el caso de una despresurización de la tubería debido a la fuga de petróleo, evitando la descarga de grandes cantidades de crudo al medio ambiente. Por desgracia, la ineficiencia de la fiscalización ambiental es un problema recurrente en países de gobernanza débil (Kelly, 2011; Campanario and Doyle, 2017).

La prospección sísmica constituye la primera fase de la actividad de exploración petrolera, y consiste en el reconocimiento geológico-estructural del subsuelo, a fin de conocer la dimensión y forma de los yacimientos de hidrocarburos. Primero suele realizarse una prospección a nivel regional, abarcando grandes extensiones de terreno y con una separación mayor entre líneas sísmicas, y a continuación se define con mayor precisión gracias a las líneas de semidetalle (2D) y de detalle (3D) para ubicar mejor el pozo exploratorio. En las campañas de exploración suelen abrirse claros en el bosque para crear helipuertos y campamentos fijos y volantes. También se montan puertos fluviales para el transporte de materiales. Finalmente, se abren líneas de aproximadamente 1,5 metros, se colocan explosivos que se hacen detonar para registrar las ondas acústicas reflejadas, las cuales aportan información sobre la presencia y profundidad de las reservas potenciales de petróleo y gas.

En general, se ha considerado que el impacto es de corto plazo y baja magnitud, ya que supuestamente el suelo no experimenta perturbaciones severas y la vegetación recoloniza la franja deforestada con rapidez. Sin embargo, la actividad exploratoria, adentrándose en áreas de bosque virgen hasta el momento, suponen un grave riesgo para la salud y la vida de las

comunidades indígenas en situación de aislamiento voluntario (Witzig and Ascencios, 1999; Campanario and Doyle, 2017).

1.4.1. ACTIVIDAD PETROLERA EN LA AMAZONÍA OCCIDENTAL

En 2008, cerca de 180 lotes de extracción de petróleo y gas cubrían aproximadamente 688.000 km² de la Amazonía occidental, incluyendo aquellos que estaban en fase de exploración (Finer *et al.*, 2008). Como consecuencia de la ya mencionada expansión de la actividad petrolera, en 2014 las concesiones petroleras en la Amazonía occidental habían seguido aumentando y alcanzaban ya más de 733.000 km² (Cartró-sabaté, 2018).

La rápida expansión de las actividades de exploración y explotación petrolera suponen una grave amenaza (Finer *et al.*, 2008, 2015; Finer and Orta-Martínez, 2010), y probablemente sean la mayor causa de degradación del bosque tropical húmedo en la región (Butt *et al.*, 2013; Lessmann *et al.*, 2016; Yusta-García *et al.*, 2017; Rosell-Melé *et al.*, 2018).

En la Amazonía occidental, las fugas de petróleo son responsables de la contaminación de grandes áreas de bosques tropicales. En Ecuador, en 2013, Chevron-Texaco fue sentenciada a pagar una multa de USD 9,5 mil millones por los daños en la salud humana y el medio ambiente como consecuencia de la contaminación por petróleo debido a sus operaciones en la Amazonía ecuatoriana entre 1964 y 1992 (Orta 2020). En Colombia, el volumen total de petróleo derramado por fugas en el oleoducto Caño Limón, de 780 km de longitud y construido en 1986 para transportar el petróleo desde la Amazonía colombiana hasta la costa del Caribe, se estima en unas 400.000 toneladas (Jernelöv, 2010).

1.4.2. ACTIVIDAD PETROLERA EN LA AMAZONÍA PERUANA

La actividad petrolera en la Amazonía peruana tuvo su inicio en el año 1939, cuando la compañía petrolera Ganso Azul inició la explotación del yacimiento Aguas Calientes (Orta-Martínez and Finer, 2010).

El 69% (540.000 km²) de la Amazonía peruana ha sido concesionada para actividades de exploración o explotación de hidrocarburos en algún momento entre 1970 y 2010 (Finer and Orta-Martínez, 2010). En el departamento de Loreto, situado al norte de Perú haciendo frontera con Ecuador, existen 29 concesiones activas, de las cuales el 72% se superponen con ANP, entre ellas la RN Pacaya-Samiria (Yusta-García *et al.*, 2015).

Aunque la explotación petrolera en la Amazonía peruana alcanzó su máximo en la década de 1970, a partir de 2005 se observó un nuevo auge en la exploración y extracción de hidrocarburos (Finer and Orta-Martínez, 2010), de modo que entre los años 2006 y 2010, la producción de crudo experimentó un incremento del 40% (Okamoto, 2011).

Los lotes petroleros más antiguos, puestos en funcionamiento desde los años sesenta y setenta, presentan una red de oleoductos y unas infraestructuras anticuadas que han sobrepasado ampliamente su vida útil, calculada en tan solo 20 años debido al deterioro por corrosión. Así, por ejemplo, en la región de la Amazonía peruana, las instalaciones petroleras como baterías, tanques, pozos, oleoductos y líneas de flujo están por lo general en mal estado debido a la corrosión y las malas prácticas ambientales (UNDP, 2018).

Hasta la entrada en vigor del Decreto Supremo N° 002-2008 MINAM (Ministerio del Ambiente, 2008), las aguas de producción en la Amazonía peruana eran vertidas directamente a los ríos como productos de desecho.

Sin embargo, a partir de enero de 2008 comenzó el reinyectado en pozos petroleros vacíos (Powers, 2008). Globalmente, las aguas producidas suponen el 70% del volumen total extraído de un pozo petrolero (Fakhru'l-Razi *et al.*, 2009) y son el principal producto vertido debido a las actividades petroleras. Contienen disueltos grandes concentraciones de cloruros, hidrocarburos aromáticos, y metales pesados como el plomo, cadmio o mercurio entre otros (Neff, 2008).

Para transportar el crudo extraído de la región amazónica de Loreto hasta la costa pacífica, en 1974 se inició la construcción el Oleoducto Norperuano (ONP) por parte de la compañía estatal Petroperú S.A. Con una longitud superior a 1.100 km, el ONP comienza en San José de Saramuro y finaliza en el puerto de Bayóvar, en el departamento de Piura y después de atravesar los Andes. Dos años más tarde, la construcción del Oleoducto Ramal Norte (ORN), permitió transportar también el petróleo extraído en el lote petrolero 192 (anteriormente 1AB). El ORN comienza en la estación de Andoas y se dirige en dirección suroeste atravesando, entre otros, los ríos Pastaza y Marañón hasta llegar a la estación 5 del ONP.

1.4.3. ACTIVIDAD PETROLERA EN EL LOTE PETROLERO 192

El lote petrolero 192 está situado en una zona remota del norte de Perú, en la región amazónica de Loreto, junto a la frontera con Ecuador. Se extiende sobre una superficie cercana al medio millón de hectáreas en las cuencas fluviales de los ríos Tigre, Corrientes y Pastaza.

La actividad petrolera comenzó a principios de la década de 1970, convirtiéndose muy pronto en uno de los lotes de mayor producción de

petróleo del país (Orta-Martínez and Finer, 2010). En 1982 alcanzó su pico productivo, con 120.000 barriles de petróleo por día (bopd). Hasta el año 2016, 709,8 millones de barriles de petróleo habían sido extraídos del lote 192 (Ministerio de Energía y Minas, 2017).

La actividad exploratoria en la región ha presentado dos épocas de máxima actividad. La más antigua coincide con el descubrimiento de los yacimientos y la perforación de los primeros pozos petroleros, en la década de los años 1970. El segundo auge de la exploración petrolera sucedió hacia el 2008, para dar respuesta al incremento de la demanda mundial de hidrocarburos (Finer and Orta-Martínez, 2010).

Durante los primeros 30 años, el entonces llamado lote 1AB fue operado por la compañía Occidental Petroleum Corporation of Peru (Oxy) (D.S. N°003-71-ED/DS). En 2001 la concesión pasó a manos de Pluspetrol Corporation S.A. (D.S. N°007-2000-EM) (más tarde Pluspetrol Norte S.A.) (D.S. N°048-2002-EM), hasta que en 2015 fue nuevamente transferida, en este caso a Pacific Stratus Energy (subsidiaria de la Canadian Pacific Exploration & Production, actualmente Frontera Energy Corporation).

El lote 192 incluye 13 yacimientos de petróleo en los cuales han sido perforados 247 pozos de extracción (Ministerio de Energía y Minas, 2017). Los pozos están conectados por más de 300 km de oleoductos y 500 km de carreteras que, al no estar conectadas con la red nacional de carreteras del estado, son de uso exclusivo para las compañías operadoras y, a partir del 2006, para los escasos vehículos de las comunidades indígenas.

Dentro de sus límites viven aproximadamente 7.000 personas de los grupos étnicos Achuar, Quechua y Kichwa, distribuidas en 27 asentamientos (Orta-Martínez *et al.*, 2007; UNDP, 2018).

Durante todas estas décadas, la actividad extractiva de petróleo en el lote ha generado grandes impactos en el medio ambiente y en los habitantes de

la región (Reátegui-Zirena *et al.*, 2014; O'Callaghan-Gordo, Orta-Martínez and Kogevinas, 2016; Campanario and Doyle, 2017; Yusta-García *et al.*, 2017), quienes han presentado niveles de algunos metales pesados como mercurio o cadmio en sangre por encima de los límites que pueden tener consecuencias perjudiciales para la salud (O'Callaghan-Gordo *et al.*, 2018).

En 1996, la Oxy presentó a la Dirección General de Asuntos Ambientales Energéticos (DGAAE) un Programa de Adecuación y Manejo Ambiental (PAMA) para el lote, cuyo objetivo era el tratamiento de las aguas producidas y la remediación del suelo contaminado. Pese a dar un plazo de 7 años para realizar inversiones a fin de reducir los niveles de contaminación, el PAMA tuvo que ser prorrogado hasta 2006 por el incumplimiento de las medidas propuestas. Durante este periodo, la concesión pasó a manos de Pluspetrol, quien además de mantener unas prácticas operacionales similares a las de su antecesor, jamás ha asumido la responsabilidad de remediar los lugares contaminados, si bien el OEFA mantiene que es el único responsable ([Queja OCDE](#)). Casi una década más tarde de la aprobación del PAMA, se aprueba el Plan Ambiental Complementario (PAC) para el entonces llamado lote 1AB. En dicho plan, se establecen 75 sitios y 16 pozas para ser remediadas. Supone una nueva oportunidad para la empresa para cumplir con sus obligaciones ambientales, si bien los resultados tampoco fueron satisfactorios. De hecho, la compañía Pluspetrol Norte no sólo incumplió con el PAC, sino que acabó neutralizando los actos administrativos de la DGAAE del Ministerio de Energía y Minas (MINEM), paralizando así los planes de mitigación y remediación (Congreso de la República, 2013).

En los años 2013 y 2014, debido a la gravedad de la situación evidenciada en los informes elaborados en el marco del Grupo de Trabajo Ambiental de la Comisión Multisectorial encargada de analizar, diseñar y proponer medidas que permitan mejorar las condiciones sociales y ambientales de las

poblaciones, el gobierno peruano aprobó la Declaratoria de Emergencia Ambiental y Sanitaria de las cuencas del Pastaza, Tigre, Corrientes y Marañón (Ministerio del Ambiente, 2013c, 2013b, 2013a, 2014a, 2014b).

Durante las décadas de actividad petrolera y a causa de los impactos derivados, el número de fuentes de agua segura y apta para el consumo humano se redujo, obligando a la población a captar agua de lluvia o con un alto nivel de hidrocarburos y metales pesados (Congreso de la República, 2013).

Las analíticas realizadas en el sustrato de áreas preferentes de caza para la población indígena, cercanas a las infraestructuras petroleras, así como en sedimentos fluviales de áreas de pesca situadas río debajo de las infraestructuras, han demostrado la presencia de contaminantes derivados del petróleo. Mientras que los impactos causados por los vertidos tienen un carácter más local, la descarga continua de aguas de formación en los cursos fluviales generaban la dispersión de la contaminación a través de los ríos. En consecuencia, especies de mamíferos y peces que son la base de la caza y pesca de las comunidades, están expuestas a la ingestión de suelos y sedimentos contaminados por petróleo, así como la población indígena local debido a la cadena trófica (Rosell-Melé *et al.*, 2018). El peligro es aún mayor habiendo sido demostrada la geofagia en zonas contaminadas por petróleo por parte de las especies salvajes más importantes en la dieta de las poblaciones indígenas (Orta-Martínez *et al.*, 2018a).

La falta de supervisión por parte de las autoridades genera ansiedad en la población local, y en las comunidades del Pastaza algunos casos de suicidios fueron relacionados con la incapacidad de encontrar una salida a la falta de agua y alimento sanos a causa de la contaminación generada por la industria petrolera (Congreso de la República, 2013).

En la queja interpuesta en el 2020 por las Federaciones Indígenas FEDIQUEP, FECONACOR, OPIKAFPE y ACODECOSPAT, junto con las entidades PeruEQUIDAD, Oxfam in Perú, Oxfam Novib y SOMO, se identificaban 1963 lugares contaminados con petróleo en el lote 192 ([Queja OCDE](#)).

1.4.4. ACTIVIDAD PETROLERA EN EL LOTE PETROLERO 8/8X

El lote 8 está ubicado en los distritos de Trompeteros y Urarinas, en la provincia amazónica de Loreto. Consta de 5 sectores diferenciados (8A, 8B, 8C, 8D y 8E) que suman un total de 182.400 ha.

La actividad petrolera comenzó en 1970 por parte de la empresa nacional peruana de hidrocarburos Petroperú. En un proceso de privatización de la actividad, en 1996 se llevó a cabo la cesión de contrato en favor de la compañía argentina Pluspetrol Perú Corporation. Actualmente, es Pluspetrol Norte S.A., filial de Pluspetrol (55%), quien se encuentra a cargo de la explotación hasta el año 2024. La compañía de gas y petróleo China National Petroleum Corporation (CNPC), del Estado chino, tiene la participación restante (45%).

Al inicio de la actividad en la década de 1970, el lote 8 junto con el lote 1AB muy pronto se convirtieron en las concesiones más productivas del estado, llegando a producir entre las dos el 67% del petróleo del país en el año 1982 (Orta-Martínez and Finer, 2010). Hasta el 2015, el lote 8 había producido el 31% de la producción petrolera total estatal.

De enero de 1971 hasta Julio 1986, se disparó un total de 11.578 km de líneas sísmicas, de las cuales 10.393 km fueron líneas terrestres y 1.185 km

líneas fluviales. Para disparar los 10.393 km de líneas terrestres se necesitó perforar más de 50 mil pozos de tiro con un total de 750 mil metros perforados y un consumo de más de 200 mil kg de explosivos.

El lote 8 incluye alrededor de 3900 habitantes distribuidos en 29 comunidades nativas (MINEM, 2019), pertenecientes a los grupos étnicos Achuar, Urarinas y Cocamas.

El sector 8E se encuentra íntegramente dentro de los límites de la RN Pacaya-Samiria, al sur del río Marañón y cercano a la comunidad de Saramuro. La actividad en el yacimiento de Yanayacu se ha producido de forma ininterrumpida en los últimos casi 50 años, habiendo significado una parte importante de la extracción de petróleo de la región (Pluspetrol Norte S.A and SeaCrest Group Peru, 2005; Ministerio de Energía y Minas, 2018). El petróleo extraído en la Batería 3 de Yanayacu, ubicada a 16 km al sur del río Marañón, se bombea hasta el río Marañón, y de allí se transporta en barcaza hasta la terminal del oleoducto Norperuano de San José de Saramuro. Desde el inicio de la actividad hasta 1995, el agua producida era vertida directamente al ambiente junto con la descarga de hidrocarburos de la Batería 3, cubriendo de petróleo la laguna de 20 ha situada junto a la Batería, así como una zona pantanosa de 31,5 ha, y drenando finalmente en dirección sur a modo de quebrada (Pluspetrol Norte S.A and SeaCrest Group Peru, 2005). Entre 1995 y 1998, una cuarta parte del agua producida era transportada por acueducto y descargada sin tratamiento alguno a la quebrada de Huistoyanayaquillo. A partir de 1998, y hasta que finalmente el gobierno peruano exigiera en 2008 la reinyección de las aguas de producción (Decreto Supremo N° 002-2008 MINAM), el agua producida era transportada a través de un acueducto y vertida directamente al río Marañón.

En el año 1995, se aprobó el PAMA para el Lote 8 (Oficio 136-95-EM/DGH), según el cual se obligaba al titular de la concesión a realizar inversiones a fin de reducir los niveles de contaminación hasta adecuarse a los niveles máximos permisibles en un plazo de 7 años.

El PAC del lote petrolero 8, aprobado en diciembre de 2006, daba a la empresa una nueva oportunidad para cumplir con las obligaciones ambientales pendientes. Establecía 27 sitios a remediar de acuerdo con los resultados de un Estudio Ambiental iniciado tras la cesión de la concesión a PPN. Entre ellos, 4 sitios se situaban junto a la Batería 3 del yacimiento de Yanayacu, en el interior de la RN Pacaya-Samiria que requerían remediación (Pluspetrol Norte S.A and SeaCrest Group Peru, 2005).

La actividad petrolera en el sector 8E se inició previamente al establecimiento de la RN Pacaya-Samiria, si bien en la década de 1940 las cuencas del Pacaya y Samiria ya habían sido declaradas Zona Reservada.

El nivel de contaminación causado por el Lote 8 sobre la RN Pacaya-Samiria es especialmente preocupante, debido al elevado valor biológico de este espacio natural y a la ausencia de un monitoreo ambiental comunitario en la zona, que pueda evitar un mejor control de los derrames producidos. Consecuentemente, aún se desconoce el impacto que puede suponer estas actividades petroleras sobre el ecosistema de la RN Pacaya-Samiria (Yusta-García *et al.*, 2015).

1.5. EL PETRÓLEO Y EL CAMBIO CLIMÁTICO

El calentamiento del planeta es hoy en día inequívoco, tal como lo han evidenciado los aumentos en la temperatura media global del aire y del

océano observados, el derretimiento generalizado de la nieve y el hielo o el aumento del nivel medio global del mar (IPCC, 2007). Este aumento de la temperatura es fruto del incremento de la concentración de gases con efecto invernadero (GHG) de origen antrópico en la atmósfera especialmente a partir del 1750. El dióxido de carbono es el más influyente entre los GHG antrópicos. Su concentración en la atmósfera se ha visto incrementada desde los 280 ppm de la época preindustrial a 410 ppm en noviembre de 2020 (CO₂.Earth, 2020), cuando en los últimos 650 mil años no había excedido los 300 ppm (IPCC, 2007). A pesar de que en la actualidad existe una mayor consciencia social sobre las graves consecuencias del cambio climático, habiendo movilizizado incluso a 6 millones de personas de 185 países diferentes en las protestas organizadas por FridaysForFuture durante la semana global por el clima en de septiembre del 2019 (The Guardian 2019), la tasa de crecimiento de la concentración de CO₂ sigue aumentando, situándose en 2,40 ppm/año para la década de 2010 – 2019 (CO₂.Earth 2020).

Se prevé que los efectos del calentamiento del planeta afecten de manera global en ámbitos como la salud, la economía, la ecología y la climatología. En la Amazonía, es muy probable que el aumento de temperatura vaya acompañado de una prolongación de la estación seca en grandes regiones de la selva (Cox *et al.*, 2004), así como de un incremento en la frecuencia de las sequías estacionales severas incitadas por el Niño – Oscilación del Sur (ENSO) y anomalías en la temperatura de la superficie del océano Atlántico (Li, Fu and Dickinson, 2006), contribuyendo todo ello a una intensificación de los incendios forestales (Barlow and Peres, 2008).

El Acuerdo de París, al que se llegó en la cumbre del clima (COP21) celebrada en diciembre de 2015 y que ya han ratificado 189 países, establece “un marco global para evitar un cambio climático peligroso manteniendo el calentamiento global muy por debajo de los 2 °C y

prosiguiendo los esfuerzos para limitarlo a 1,5 °C. También aspira a reforzar la capacidad de los países para hacer frente a los efectos del cambio climático y a apoyarlos en sus esfuerzos”. (Comisión europea, 2016)

De acuerdo con las sugerencias del Panel Intergubernamental del Cambio Climático (IPCC) para evitar un aumento de temperatura global mayor de 2 °C, el presupuesto de carbono entre 2011 y 2050 debería situarse alrededor de 870-1,240 Gt CO₂ (McGlade and Ekins, 2015).

1.5.1. COMBUSTIBLES NO QUEMABLES: PETRÓLEO

La gran mayoría de los esfuerzos de la política climática, se han centrado en reducir las emisiones de GHG al disminuir el consumo y, como consecuencia, la demanda en el mercado mundial de combustibles fósiles. No obstante, tanto la producción mundial de petróleo como las emisiones globales de CO₂ han continuado incrementándose al menos hasta el 2018 (IEA, 2020b, 2020a), año en el que la combustión de petróleo causó unas emisiones de 12,43 mil millones de toneladas de CO₂ a la atmósfera (Ritchie and Roser, 2017). En vista de estos datos, es necesario buscar nuevas estrategias a fin de frenar las tendencias crecientes en las emisiones y la producción de hidrocarburos. En este sentido, muchos autores plantean como solución limitar la extracción de combustibles fósiles (Leaton, 2012; Griffin *et al.*, 2015; Jakob and Hilaire, 2015; McGlade and Ekins, 2015; Codato *et al.*, 2019).

Para lograr el objetivo de mantener el calentamiento global por debajo de los 2 °C de temperatura, aproximadamente el 80% de las reservas de carbón, el 50% de las reservas de gas y el 33% de las reservas de petróleo

deberán permanecer en el subsuelo (Leaton, 2012; McGlade and Ekins, 2015).

Si bien la discusión sobre los combustibles no fósiles está más que aceptada en el mundo de la ciencia, a día de hoy no se han concretado políticas para llevar a cabo semejante reto global. El Acuerdo de París no tiene en cuenta las emisiones de los combustibles extraídos, sino de los consumidos en cada país, y confía en la eficiencia y el desarrollo de energías verdes para reducir las emisiones de gases de efecto invernadero. Sin embargo, la futura transición prevista hacia nuevas fuentes de energía, podría incentivar una mayor y rápida extracción en el presente, anticipándose a una bajada del precio del petróleo cuando se reduzca la demanda (Sinn, 2009; Eichner and Pethig, 2011). En este sentido, y a pesar de la creciente necesidad de frenar el cambio climático, la compañía ExxonMobil anunciaba su intención de incrementar la extracción en un 25% para el año 2025 respecto a la de 2017 (The Economist, 2019).

Se estima que las reservas mundiales actuales de petróleo, teniendo en cuenta tanto las probadas como las probables, ascienden a 1.740.944 miles de millones de barriles de petróleo¹. En Pellegrini et al. (Pellegrini et al. 2020 in press) se presenta una propuesta, de acuerdo con la sugerencia de McGlade y Ekins (2015) de dejar en el subsuelo el 33% de las reservas de petróleo, para realizar una selección de los yacimientos que, bien por razones biológicas o bien por razones sociales, deberían permanecer intactas y no ser explotados.

Para determinar las razones biológicas por las cuales excluir un yacimiento de las reservas explotables, se han tenido en cuenta tres factores: 1) la base de datos mundial de áreas naturales protegidas (WDPA) (Natural Earth

¹ Este dato proviene de los resultados de un artículo en preparación con Pellegrini, L., Orta-Martínez, M., Arsel, M., Muñoa, G. y Mena, C.F.

Data, 2020); 2) las superficies con una mayor riqueza de especies endémicas o con un área de distribución reducida (Jenkins, Pimm and Joppa, 2013); 3) áreas marinas prioritarias para la conservación (Jenkins and Van Houtan, 2016).

Los centros de diversidad de especies endémicas o de área de distribución reducida propuestos por Jenkins y sus colegas, referidos a los taxones de las aves, los anfibios y los mamíferos, abarcan únicamente el 8% de la superficie terrestre del planeta y, sin embargo, cubren el 93% de las especies de vertebrados (Jenkins, Pimm and Joppa, 2013). En este sentido, muestran una mayor eficiencia de conservación en lo que se refiere a la relación entre espacio y número de especies que los hotspots propuestos por Myers (Myers *et al.*, 2000).

Las áreas prioritarias de conservación global de biodiversidad marina propuestas por Jenkins et al., tienen en cuenta, además de la riqueza de especies endémicas o de área de distribución reducida, las especies amenazadas y las áreas con impactos antrópicos conocidos (Jenkins and Van Houtan, 2016).

Las razones sociales que han sido tomadas en cuenta en la propuesta de la no explotación de determinadas reservas de petróleo han sido el hecho de ser: 1) una zona urbana de una ciudad o estar situada a menos de 10 km de una de ellas; 2) un territorio indígena con pueblos en situación de aislamiento voluntario.

Dado que, con la exclusión de la suma de las áreas incluidas en al menos uno de los supuestos descritos, no es suficiente para alcanzar el 33% de las reservas mundiales de petróleo, la selección del resto de los yacimientos propuestos para mantener el petróleo en el subsuelo se ha hecho en base a varios factores adicionales: 1) la densidad de población rural según datos de la FAO (FAO, 2007); 2) la riqueza de especies de aves, anfibios y

mamíferos endémicas o con un área de distribución reducida (Jenkins, Pimm and Joppa, 2013); 3) la riqueza de especies endémicas marinas o de un área de distribución reducida (Jenkins and Van Houtan, 2016).

La propuesta sugiere la no explotación de 574.500 miles de millones de barriles de petróleo, un 33% de las reservas globales. De acuerdo con los criterios utilizados para la selección de reservas a mantener bajo tierra, el 13%, es decir, 75.753 miles de millones de barriles de petróleo, corresponden a yacimientos situados en el bioma tropical húmedo, siendo las cuencas de Villahermosa Uplift, Delta del Níger, cuenca del Maracaibo y la cuenca de Putumayo, Oriente y Maraón, las que contienen un mayor número de reservas a excluir de las explotables. En cuanto a superficie se refiere, la cuenca en que se propone proteger un mayor área libre de explotación es la de Putumayo, Oriente y Maraón, con 620.248 km² que quedarían libre de la explotación de hidrocarburos, tanto por tratarse de áreas de alta biodiversidad como por estar superpuestas con territorios donde habitan indígenas en situación de aislamiento voluntario.

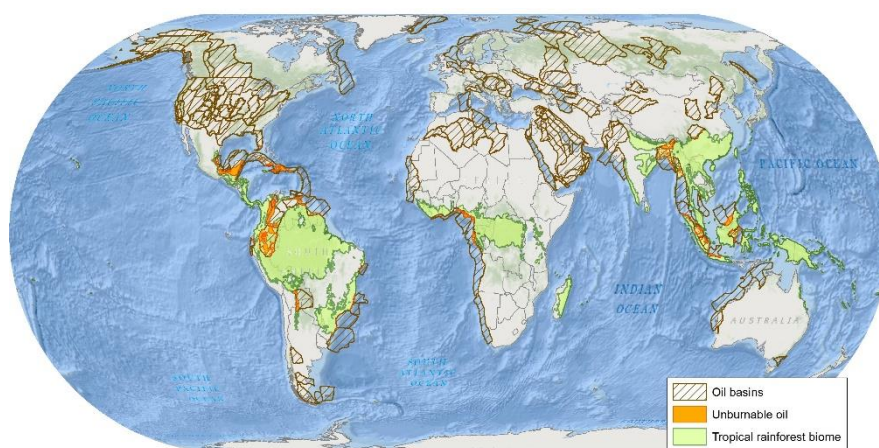


Figura 1.2. Situación de las reservas mundiales de petróleo y reservas a dejar en el subsuelo según criterios sociales y de biodiversidad.

Con el objetivo de mantener sin explotar parte de las reservas mundiales de hidrocarburos, es necesario desarrollar un mecanismo de financiación que permita compensar a los titulares de derechos por renunciar a la extracción. Para ello podrían implementarse mecanismos basados en instrumentos de comando y control o bien instrumentos basados en el mercado. Sin embargo, y dado que las rentas generadas en la industria extractiva de petróleo en los bosques tropicales rara vez se ven afectadas por los costos socioecológicos de los impactos que producen, que son tratados como externalidades, es difícil que un mecanismo de precios aporte incentivos económicos sólidos para lograr que parte del petróleo quede bajo tierra. Por ello en Pellegrini et al. (2020), se propone un mecanismo híbrido según el cual se construye un marco voluntario en el que los titulares de derechos sobre reservas de combustibles fósiles comprobados y comercialmente viables obtendrían una compensación por renunciar a su derecho a extraerlos. Los montos de compensación podrían establecerse a través de una subasta inversa en la que el titular de los derechos participa para asegurar un pago contra el compromiso de los derechos de extracción que no ejercen. La licitación competitiva sería entonces el mecanismo para obtener las ofertas más bajas posibles para cubrir la cantidad deseable de combustibles fósiles. El sistema de licitación garantizaría que los montos gastados en compensaciones se mantengan al mínimo y que los titulares de derechos sobre reservas cuyo potencial de generación de rentas sea menor sean los que acepten ofertas más bajas, y en consecuencia esas reservas son las que quedan sin explotar. La renta sería el valor neto generado por la extracción de combustibles fósiles, de manera que las más bajas estarían asociadas a las de menor valor de mercado o más costosas de extraer.

La creación de mecanismos institucionales para mitigar el cambio climático, mediante la creación de incentivos para mantener bajo tierra

reservas específicas de combustibles fósiles, ofrecería la oportunidad de generar beneficios colaterales al incorporar valores socioambientales en la decisión de preservar reservas específicas. Las subastas podrían implementarse de forma incremental, priorizando por ejemplo las reservas que coincidan con centros de alta biodiversidad. Además, se podría compensar por evitar la explotación de proyectos de extracción altamente polémicos o para lograr la conservación del medio ambiente.

Todo ello debería acompañarse de mecanismos para generar los fondos necesarios y abordar el desafío de cómo evitar el aprovechamiento gratuito de la provisión de un bien común global. La financiación podría recaudarse sobre la base de las emisiones acumuladas en el pasado (Martínez-Alier, 2002). Otra alternativa sería retomar y adaptar el impuesto Daly-Correa, basada en una idea de Herman Daly y presentada en la OPEP por el presidente ecuatoriano Rafael Correa en 2007, pero en el que el impuesto sobre el petróleo recaudado se destinaría a financiar el mecanismo de compensación a los países que renuncian a sus derechos de extracción de combustibles fósiles.

Finalmente, el mecanismo debe incorporar instrumentos de compromiso de manera que ningún titular de derechos pueda romper su promesa una vez haya sido compensado por renunciar a sus derechos de extracción.

1.6. TELEDETECCIÓN E IMPACTOS EN BOSQUES TROPICALES

Las primeras fotografías aéreas fueron tomadas en París por Tournachon desde un globo en 1858, dando comienzo a una nueva disciplina como es la teledetección. Durante la primera mitad del siglo XX, las imágenes aéreas

empezaron a tomarse desde aeroplanos y principalmente con fines militares. Pero es a partir del desarrollo de los satélites artificiales y de nuevos sensores capaces de medir la radiación reflejada y emitida en diferentes regiones del espectro electromagnético, ya sea en el infrarrojo o las microondas, que se abre la posibilidad de detectar y monitorizar diferentes características físicas de la superficie terrestre, facilitando así los estudios a gran escala y de áreas de difícil acceso.

Como consecuencia de las mejoras tecnológicas ocurridas tanto a nivel de sensores como de procesamiento de las imágenes, junto con el envío de constelaciones dotadas de un gran número de satélites, actualmente existe una gran disponibilidad de imágenes de alta resolución espacial, espectral y temporal.

Mediante la teledetección se han estudiado a escala regional o global fenómenos tan diferentes como la producción primaria, la evapotranspiración, las masas de agua continental, los cambios de las zonas costeras, los incendios forestales, los cambios de usos del suelo, los vertidos de crudo en el mar, etc. (Bartsch *et al.*, 1987; Running *et al.*, 2004; Keeley, 2009; Gibbs *et al.*, 2010; Jung *et al.*, 2010; M. C. Hansen *et al.*, 2013; Pekel *et al.*, 2016).

En las últimas décadas, gracias a su efectividad y al bajo coste, la teledetección se ha convertido en una herramienta fundamental para realizar el seguimiento y análisis de los impactos en regiones remotas de los bosques tropicales. Además de los estudios realizados con imágenes multispectrales, tecnologías como el Radar de Apertura Sintética (SAR) y el LIDAR permiten la adquisición de datos incluso en condiciones de nubosidad o realizar estimaciones de la biomasa superficial. Por otro lado, la proliferación de los vehículos aéreos no transportados (UAV) han supuesto un avance importante para realizar estudios a escala local.

En los últimos años, han sido desarrollados también numerosos sistemas de alerta casi en tiempo real (NRTM) para la detección temprana de impactos en los bosques tropicales como los incendios forestales, la deforestación, la tala selectiva o la perturbación del bosque tropical (Anderson *et al.*, 2005; Souza, Hayashi and Verissimo, 2009). Así, el uso de alertas NRTM contribuyó a una reducción de la deforestación en la Amazonía brasileña a principios de los años 2000, y en 2016, fue implementado el Global Forest Watch, un sistema de alerta semanal de deforestación y perturbación en todos los bosques tropicales del mundo a partir de imágenes Landsat (Hansen *et al.*, 2016).

Los Sistemas de Monitoreo casi en Tiempo Real (NRTM, por sus siglas en inglés), permiten detectar de forma temprana una anomalía determinada. Resultan una herramienta importante para realizar el seguimiento de un fenómeno y poder reaccionar de forma rápida en caso de necesidad. En este sentido, los satélites artificiales, con su capacidad de recoger información de la superficie de la tierra periódicamente, permiten identificar cambios, anomalías o impactos a tiempo casi real a escala global y a un bajo coste.

En las últimas décadas, se han creado sistemas de NRTM para detectar fenómenos como la deforestación, la perturbación de los bosques, los incendios, inundaciones, etc.

La presente tesis doctoral analiza, mediante sistemas de teledetección, los impactos producidos sobre los bosques lluviosos tropicales por la industria petrolera. Por un lado, se ha cuantificado la deforestación y perturbación del bosque durante las fases de exploración, extracción y distribución, y por otro, también se presentan los resultados de diferentes metodologías para la detección directa de los vertidos de crudo y aguas de formación. Así, se pretende avanzar hacia el desarrollo de un sistema NRTM de vertidos de crudo que ayude a fiscalizar los impactos producidos por las grandes

compañías petroleras sobre las comunidades indígenas y el ecosistema. Ello podría contribuir en una mejora de las prácticas operacionales de algunas empresas y, por lo tanto, en una mejora también de las condiciones de vida de las comunidades locales afectadas por la industria extractiva de petróleo.

1.6.1. TELEDETECCIÓN DE IMPACTOS DE LA ACTIVIDAD PETROLERA

La actividad petrolera en los bosques tropicales húmedos causa diversos impactos sobre el ecosistema. Por un lado, las descargas directas de petróleo y aguas de producción sobre el medio durante décadas, han generado grandes áreas contaminadas por la presencia de hidrocarburos. Actualmente, las aguas producidas en la Amazonía norperuana son reinyectadas en el subsuelo, pero una red de oleoductos obsoleta y mal mantenida continúa produciendo un gran número de vertidos de petróleo que contaminan los suelos y aguas superficiales.

Además, las infraestructuras vinculadas a la actividad extractiva de petróleo se extienden en los bosques tropicales formando una red de carreteras, oleoductos que unen entre sí los centros de producción y otras infraestructuras, provocando la deforestación y perturbación de los bosques tropicales húmedos.

La teledetección es una alternativa eficaz y económicamente viable a la hora de realizar el seguimiento de los impactos producidos por la actividad extractiva de petróleo en regiones remotas de los bosques tropicales globales.

La deforestación de los bosques tropicales húmedos ha sido ampliamente estudiada, generalmente a través del análisis multitemporal de imágenes

satelitales para hacer el seguimiento de la evolución de la respuesta espectral de la cubierta vegetal y detectar cambios. Los índices de vegetación, aprovechan las características específicas de la respuesta espectral de la vegetación para, a partir de operaciones algebraicas entre distintas bandas espectrales, obtener información sobre la densidad de la vegetación, área foliar y actividad clorofílica. Índices como el *Normalized Difference Vegetation Index* (NDVI), el *Enhanced vegetation index* (EVI) o el *Soil Adjusted Vegetation Index* (SAVI), entre otros, son frecuentemente utilizados en la teledetección para realizar el seguimiento de la deforestación (Jin *et al.*, 2016; Meng *et al.*, 2016; Muñoz Peña and Navarro, 2016; Schultz *et al.*, 2016). Otros métodos para la identificación de áreas deforestadas y de bosque perturbado se basan en el uso de clasificadores supervisados, modelos de mezclas o árboles de decisión en *machine learning*. En las metodologías propuestas de clasificación, a partir de las variaciones en la respuesta espectral de áreas donde ha sido identificada una deforestación o perturbación, se consigue mapear el conjunto de la imagen mediante algoritmos capaces de reconocer los lugares donde se reproduce el mismo patrón (Souza *et al.*, 2003; Asner *et al.*, 2009; Margono *et al.*, 2012; Allnutt *et al.*, 2013; Hansen *et al.*, 2016; Kanniah, Mohd Najib and Vu, 2016). Además de imágenes del óptico, algunos autores también han propuesto métodos para analizar la deforestación y la perturbación de los bosques tropicales a través de imágenes de radar, aprovechando que la retrodispersión de los pulsos retornados al sensor, varía en caso de que se produzca la tala de la masa forestal (Ryan *et al.*, 2012; Joshi *et al.*, 2015; Bouvet *et al.*, 2018; Chen *et al.*, 2018).

La teledetección de derrames de petróleo se inició en la década de 1970 desde aviones y, a partir de la década de los 1990, desde plataformas satelitales. A pesar de la larga trayectoria de la detección de petróleo a

través de imágenes satelitales, la mayoría de la literatura se basa en vertidos producidos en alta mar. Para ello, a menudo son utilizadas imágenes de radar y microondas, capaces de identificar la variación de la textura de la superficie marina debido a la presencia de petróleo (Girard-Ardhuin, Mercier and Garello, 2003; Tam, Wong and Wong, 2005; Keramitsoglou, Cartalis and Kiranoudis, 2006; Topouzelis and Singha, 2016; Mityagina and Lavrova, 2016; Otremba, 2016; Alpers, Holt and Zeng, 2017; Arslan, 2018; Ivanov *et al.*, 2018; Tong *et al.*, 2019; Chaturvedi, Banerjee and Lele, 2020). La superficie cubierta de petróleo, con una textura menos rugosa y de mayor especularidad que la del agua que la rodea, aparece más oscura en la imagen debido a que la señal que incide sobre ella, se acaba perdiendo. Otros autores basan sus métodos de identificación del petróleo en alta mar en el análisis de imágenes multiespectrales (Carnesecchi *et al.*, 2008; Klemas, 2010; Pisano, Bignami and Santoleri, 2015; Lee *et al.*, 2016; Kolokoussis, 2018). En este caso, la capacidad de detección depende de la ausencia de nubes, pero también de otros factores como las condiciones de la mar, el espesor de la capa de crudo y las propiedades ópticas del petróleo (Kolokoussis, 2018). El petróleo pesado convencional, de color marrón, presenta un pico en la región situada entre los 600-700 nm, mientras que el petróleo espumoso, de color marrón rojizo, presenta su pico cerca de los 700 nm (Klemas, 2010). Existen numerosos sistemas de alerta basados en el análisis de imágenes multiespectrales, radar y de microondas. En efecto, muchos países del norte de Europa usan una combinación de sensores satelitales y aerotransportados para la vigilancia de derrames de petróleo en el medio marino (Brekke and Solberg, 2005).

No obstante, la detección de petróleo en ambientes terrestres presenta una mayor complejidad (Dubucq and Ebner, 2019) y está muy poco desarrollada. La mayoría de estudios realizados son de tipo experimental para analizar las firmas espectrales, ya sea en laboratorio o en condiciones

controladas (Charoula Andreou, Karathanassi and Kolokoussis, 2011; van der Meijde *et al.*, 2013; Karathanassi, 2014; Scafutto, de Souza Filho and de Oliveira, 2017).

A menudo, se han desarrollado métodos indirectos de análisis de la contaminación por petróleo, como por ejemplo mediante el estudio del estrés de la vegetación en zonas contaminadas por petróleo. Sin embargo, en la mayoría de los casos, estos estudios fueron desarrollados en bosques templados (Li, Ustin and Lay, 2005; Meudec *et al.*, 2007; Khanna *et al.*, 2013; Adamu, Tansey and Ogutu, 2015; Noomen *et al.*, 2015).

En bosques húmedos tropicales, prácticamente no existe ninguna investigación sobre el seguimiento de derrames de petróleo en áreas de exploración, extracción y transporte de petróleo. No obstante, en el Delta del Níger fue desarrollado un método indirecto para detectar la contaminación, basado en un análisis de la vigorosidad de la vegetación (Adamu, Tansey and Ogutu, 2015; Ozigis, Kaduk and Jarvis, 2019). En la Amazonía ecuatoriana también fue presentado un método basado en imágenes Landsat para dar apoyo a un programa de monitoreo comunitario participativo (Mena *et al.*, 2016), con el hándicap de que, dado el tiempo de revisita del satélite, frecuentemente se producen largos periodos sin imágenes disponibles por la presencia de nubes, lo cual imposibilita la detección de vertidos que hayan podido ser remediados en los días posteriores al suceso.

Estudios realizados sobre las propiedades de reflectancia espectral de los hidrocarburos demostraron que éstos presentan bandas de máxima absorción entorno a las longitudes de onda de 1,2 μ m, 1,72-1,75 μ m y 2,31-2,35 μ m (Cloutis, 1989; Liu, Zhang and Wang, 2016), longitudes de onda que coinciden con las bandas espectrales B5 y B7 del Landsat 5TM. Teniendo en cuenta que dicho satélite fue lanzado en el año 1984, implica

que pese a presentar limitaciones para el desarrollo de un sistema de alerta temprana, ofrece una buena oportunidad para el estudio de grandes áreas que han permanecido contaminadas durante largo tiempo, por lo que es más probable obtener imágenes de ellas en ausencia de nubes.

1.7. OBJETIVOS

El objetivo principal de la presente tesis doctoral, es identificar y cuantificar los impactos producidos por la actividad petrolera sobre los bosques tropicales húmedos mediante técnicas de teledetección.

La tesis doctoral ha sido estructurada en 5 capítulos, con un primer capítulo introductorio, los siguientes tres capítulos centrados en casos empíricos de análisis de impactos derivados de la actividad petrolera, cada uno con objetivos específicos particulares, y un quinto capítulo para recoger las conclusiones generales de la tesis doctoral, destacando las principales contribuciones científicas. Incluido en el apartado introductorio, pero fruto de un trabajo llevado a cabo conjuntamente con otros autores, se ha realizado una propuesta de yacimientos situados en de los bosques tropicales no deberían ser explotados de acuerdo con ciertos criterios biológicos y sociales. También se presenta una propuesta de mecanismos institucionales para mantener parte de las reservas de petróleo en el subsuelo (Pellegrini *et al.*, 2020).

1.7.1. OBJETIVOS DEL CAPÍTULO II - IMPACTS OF OIL EXPLORATION AND EXTRACTION ON TROPICAL FORESTS: ISOLATED ROADS AND LINEAR CLEARINGS IN THE NORTHERN PERUVIAN AMAZON

El principal objetivo del Capítulo II es identificar y cuantificar la deforestación y la perturbación provocados por la actividad petrolera en los bosques tropicales húmedos, mediante técnicas de teledetección. Para alcanzar dicho objetivo, se ha analizado una serie temporal de 20 años de imágenes Landsat.

Los objetivos específicos de capítulo son:

- Cuantificar mediante teledetección, la deforestación producida por la actividad petrolera en los bosques tropicales húmedos, distinguiendo entre la vinculada a la fase exploratoria, a la extracción y al transporte de hidrocarburos.

Evaluar la capacidad para detectar, mediante teledetección, la penetración del efecto de margen provocado por las carreteras de la actividad petrolera en los bosques tropicales húmedos.

1.7.2. OBJETIVOS DEL CAPÍTULO III - OIL SPILLS DETECTION WITH SENTINEL 1 SAR IMAGERY ON TROPICAL RAINFORESTS: SEEING THROUGH THE CLOUDS

El objetivo principal del Capítulo III es identificar, mediante imágenes de satélite, los vertidos de crudo ocasionados por la industria extractiva de

petróleo en los bosques tropicales húmedos. Para ello, se han analizado tres vertidos mediante imágenes SAR.

Los objetivos específicos del Capítulo III son:

- Evaluar el rendimiento de cinco metodologías propuestas para detectar vertidos de petróleo en los bosques lluviosos tropicales.

Entender la precisión y las limitaciones de las cinco metodologías propuestas.

1.7.3. OBJETIVOS DEL CAPÍTULO IV - DETECCIÓN DE ÁREAS CONTAMINADAS POR HIDROCARBUROS EN BOSQUES TROPICALES MEDIANTE IMÁGENES LANDSAT: RECONSTRUCCIÓN HISTÓRICA DE LOS IMPACTOS DE LA ACTIVIDAD PETROLERA EN LA RESERVA NACIONAL DEL PACAYA-SAMIRIA

El principal objetivo del Capítulo IV es desarrollar un método sencillo, basado en la teledetección de imágenes de satélite de resolución media, para detectar las áreas que históricamente han sido contaminadas a causa de la descarga directa de hidrocarburos y aguas de producción por parte de la actividad petrolera en los bosques tropicales húmedos. Para ello, se han propuesto tres índices basados en el cumplimiento de una serie de condiciones en determinadas bandas de las imágenes Landsat. El estudio se ha llevado a cabo sobre una batería de extracción de petróleo situada dentro de la RN Pacaya-Samiria y utilizando una serie temporal de 23 años de imágenes Landsat.

Los objetivos específicos del Capítulo IV son:

- Evaluar el rendimiento de tres índices basados el análisis de imágenes Landsat 5TM para la detección de áreas contaminadas por hidrocarburos en bosques tropicales.

Hacer una reconstrucción histórica de la evolución del área contaminada en superficie del centro de producción de Yanayacu, situado en el interior de la RN Pacaya-Samiria.

CHAPTER II



IMPACTS OF OIL EXPLORATION AND EXTRACTION ON TROPICAL FORESTS: ISOLATED ROADS AND LINEAR CLEARINGS IN THE NORTHERN PERUVIAN AMAZON

Abstract

Tropical deforestation and forest disturbance have a devastating effect on biodiversity loss and are the second greatest source of anthropogenic greenhouse gas emissions. While in most of the Amazon, large-scale commercial agriculture, cattle ranching and subsistence agriculture are the main deforestation drivers, oil extraction activity is considered one of the biggest ecological threats in the Western Amazon. In the global tropical rainforests, roads are rapidly expanding and have a major role in opening up remote forest areas to agriculture and cattle ranching, fostering the appearance of clearings in the tropical forest in a fishbone pattern. Although tropical deforestation has been extensively assessed, rainforest damages caused by oil extraction activities have been poorly studied. In this chapter, deforestation, forest disturbance and edge effect related to the oil industry in the oil block 1AB/192 of the Northern Peruvian Amazon between 1986-2005 were analysed. A time series of 9 Landsat images was used to assess deforestation through the evolution of the normalized difference vegetation index (NDVI), and forest disturbance, by the Carnegie Landsat Analysis System-lite (CLASlite) approach. According to the results, 1.4% of the oil block ($\approx 9,000$ ha) were deforested until 2005, and 0.3% ($\approx 1,500$ ha) disturbed, being oil roads, the infrastructures that cause a greater deforestation and forest disturbance. However, roads represent a serious risk of deforestation by colonization in case they would be connected to the national road network, and 59.5% of the area could be lost considering the deforestation of the first 5 km around the oil roads. A worst scenario where deforestation increase to the first 10km, would mean the loss of 87.4% of the block.

2.1. INTRODUCTION

Brazil lost more than 53 million ha of tropical rainforests between 1990 and 2015, (UN FAO, 2015). Similarly, in Peru, the forest extent loss was almost 4 million ha during 1990-2015 (UN FAO, 2015). Lovejoy and Nobre (2018) alert about the risk of an hypothetical tipping point for the Amazon to flip to non-forest ecosystems at 20-25% deforestation. Nonetheless, in 2019, coinciding with the arrival of President Jair Bolsonaro in the Brazilian government, the deforestation rate of the Brazilian Amazon grew 40% from January to July compared to the same period of 2018 (INPE, 2019). Fires in the Brazilian Amazon have also increased in 2019 with 43,573 km² burned from January to August, 69% more than the median of the same period in the last 5 years (INPE, 2019).

Deforestation and forest degradation in tropics were responsible for 10-15% of anthropogenic greenhouse gas (GHG) emissions between 2000 and 2009 (Houghton, 2013). Although deforestation rates and global forest emissions decreased over 25% between the periods 2001–2010 and 2011–2015, emissions from forest degradation more than doubled, and represented 25% of total forest emissions (Federici *et al.*, 2015; UN FAO, 2015). This is particularly prevalent in tropical countries within Global South (Sloan and Sayer, 2015; Dantas De Paula, Groeneveld and Huth, 2016; Pearson *et al.*, 2017). However, impacts of anthropogenic forest degradation are understudied and poorly understood (Pearson *et al.*, 2017) and in tropical forest, GHG emissions from degradation are overlooked and have been grossly underestimated (Berenguer *et al.*, 2014; Pearson *et al.*, 2017).

In tropical and subtropical countries, large-scale commercial agriculture and subsistence agriculture accounted for 73% of deforestation (FAO,

2016). More specifically in the Amazon basin, pasture for cattle, soybean farming and oil palm plantations are the largest drivers of deforestation (Rudel, Defries, Asner, & Laurance, 2009; Boucher et al., 2011). The western Amazon, one of the most biodiverse and wilderness regions on Earth (Bass *et al.*, 2010; Finer *et al.*, 2015), is also threatened by the rapid proliferation of oil and gas exploration and exploitation activities (Finer *et al.*, 2008, 2015; Finer and Orta-Martínez, 2010). In fact, 30% of the world's rainforests and 39.4% of the Amazon is overlapped by untapped oil and gas reserves (Orta-Martínez *et al.*, 2018a). The rise on global oil demand (Organization of Petroleum Exporting Countries, 2018), has increased the interest to access new hydrocarbon deposits in remote and previously undisturbed rainforest areas (Finer and Orta-Martínez, 2010), where there is a very high biodiversity and they represent important centres of endemism (Butt *et al.*, 2013; Finer *et al.*, 2015).

In the global tropical rainforests, roads have a major role in opening up remote forest areas to agriculture and cattle ranching, fostering deforestation (Viña, Echavarría and Rundquist, 2004; Laurance, Goosem and Laurance, 2009). 95% of the deforestation in the Brazilian Amazon between 1995 and 1999 occurred within 50 km of a road (Laurance *et al.*, 2001), and 83% of deforestation in the Peruvian Amazon between 1999 and 2005 occurred within 20 km of a road (Oliveira *et al.*, 2007). Most of the forest fires are also concentrated along the roads (Corlett and Primack, 2011). However, in January 2019, Mr. Tarcísio Freitas, the Brazilian Minister of Infrastructure of Jair Bolsonaro administration announced “a second revolution in Brazilian agribusiness” involving contracts between the Brazilian government and the private sector for US\$27 billion in new roads construction and roads paving projects before 2022 (Branford, 2019).

The Amazon is crossed by more than 96,500 km of roads excluding secondary roads, trails and service roads within productive areas (RAISG,

2012). The road building program in Brazil started in the 1960s or 1970s during the military dictatorship motivated mainly by questions of territorial control (Fearnside and De Alencastro Graça, 2006). Governments of the region justified the road construction to facilitate the transport of imported goods and the exportation of raw materials, minerals, hydrocarbons and manufactured products between the Amazon and seaports. However, roads have become the major proximate driver of deforestation and land use change in the Amazon (Soares-Filho *et al.*, 2006; Barber *et al.*, 2014).

Beside opening up remote forest areas to agriculture and cattle ranching, roads in the global tropical rainforests also have a major role in fostering wildlife hunting, selective logging and small-scale mining and, therefore, in promoting forest disturbance. Rainforests are characterized by a complex architecture and uniquely humid, dark, stable microclimate (Pohlman, Turton and Goosem, 2009) but new roads construction through rainforest causes an edge effect impact due to changes in humidity, darkness, wind and thermal stability conditions (Laurance, Goosem and Laurance, 2009) and has been considered the main cause of ecological degradation beyond deforestation (Forman, 2002). The edge effect penetrates in the rainforest causing specified effects up to considerable distances, such as high tree mortality in the first 300 meters (Corlett and Primack, 2011).

Linear infrastructure such as roads and powerlines (but also seismic lines or pipelines) are known to have important environmental impacts on natural habitats and ecosystems beyond deforestation particularly acute in tropical rainforests (Laurance, Goosem and Laurance, 2009). Many animal species of rainforest are specialized for forest-interior and understory conditions, and some of them strongly avoid forest edges (Goosem, 1997, 2000, 2007). Narrow forest clearings as roads and pipelines are also insurmountable barriers for some fauna species (Develey and Stouffer, 2001; Goosem, 2001; Laurance, Stouffer and Laurance, 2004). Tropical species are

susceptible to hunting, road kill, high predation and species invasions near roads (Laurance, Goosem and Laurance, 2009).

Forest disturbance, but above all, edge effect in rainforest have been poorly studied by remote sensing (Broadbent *et al.*, 2008; Verbesselt, Zeileis and Herold, 2012; Allnutt *et al.*, 2013; Hansen *et al.*, 2016; Tang *et al.*, 2019). Isolated roads (i.e. roads not connected to the national road network), such as those roads built by the oil industry in remote concessions in the Amazon, offer the perfect conditions to study forest disturbance and edge effect in tropical rainforests. Given the lack of any other major source of forest disturbance in these areas, as isolated roads cannot be reached by colonists, the direct cause of forest disturbance detected is likely to be road construction. At the same time, it also allows to study the particular case of other oil linear infrastructure, such as seismic lines and pipelines. To our knowledge, forest disturbance produced by seismic oil exploration has never been studied before. Similarly, isolated and unpaved oil roads are usually considered to have a limited impact on tropical rainforest conservation in the short term. In here, we will also quantify deforestation and forest disturbance associated to the oil industry in remote and isolated areas of the Peruvian Amazon.

In this chapter, we assess the edge effect of an isolated network of linear oil infrastructure (i.e. pipelines and oil roads) in the oil block 192 (former block 1AB) from the Northern Peruvian Amazon. The approach adopted also allowed us to quantify the deforestation and forest disturbance directly caused by oil extraction activities in the area.

2.2. MATERIALS AND METHODS

2.2.1. STUDY AREA

The oil block 1AB/192 is located in the Northern Peruvian Amazon. It extends over 498,154 ha in the Pastaza, Corrientes and Tigre river basins (see figure 2.1), in the ancestral territories of the Achuar, Quechua and Kichwa indigenous people (Orta-Martínez *et al.*, 2007). The estimated population of oil block 1AB/192 in April 2018 was about 7,400 people, distributed in 27 settlements of the local ethnic groups (UNDP, 2018).

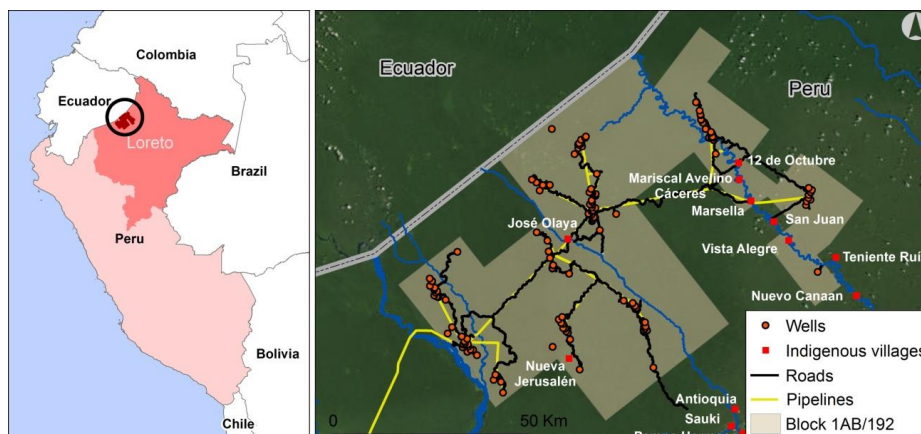


Figure 2.1. Location map of the 1AB/192 oil block.

526 km of roads and 303 km of main pipeline corridors cross the 1AB/192 oil block (own calculation based on oil infrastructure georeferenced by Orta-Martínez and Cartro-Sabaté) where 247 oil wells have been drilled and 118 of which are still active in 13 oilfields (Ministerio de Energía y Minas, 2017). The total length of seismic lines created for the oil exploration in the oil block 1AB/192 is 492 km corresponding to 4 campaigns during 1971-1997 (own calculation from official government

data collected by the Peruvian Ministry of Energy and Mines and the Peruvian state energy companies Petroperú and Perúpetro). Roads are not paved, their width is between 8 and 23 meters, sometimes with an additional 5 meters deforested on both sides of the road and they are not connected to the national road network. Therefore, they were of exclusive use for the oil company that operates the concession. Since 2006, indigenous communities do also have a reduced number of cars and circulate through them.

The oil block 192/1AB was leased at the beginning of the 1970s and with the adjacent oil block 8/8x, they became the most productive oil concessions in Peru, with 67% of the national oil extraction at its peak in 1982 (Orta-Martínez and Finer, 2010). The block has extracted 709,8 million barrels of oil from 1971 to 2016, from 13 oilfields (Ministerio de Energía y Minas, 2017).

Since 1971 oil block 192/1AB was operated by the US-based company Occidental Petroleum Corporation of Peru (Oxy) (D.S. N°003-71-EM/DS). In 2000, it was transferred to Pluspetrol Corporation S.A. (D.S. N°007-2000-EM) (later Pluspetrol Norte S.A.) (D.S. N°048-2002-EM). On 2015, the company Pacific Stratus Energy (subsidiary of the Canadian Pacific Exploration & Production, now Frontera Energy Corporation) became the new operator of the block (Orta-martínez, Pellegrini and Arsel, 2018).

Oil extraction activities in the oil block 1AB/192 have had severe negative consequences for the environment and the welfare of local indigenous populations (Orta-Martínez *et al.*, 2007, 2018a; Orta-Martínez and Finer, 2010; Reátegui-Zirena *et al.*, 2014; Campanario and Doyle, 2017; Yusta-García *et al.*, 2017; Orta-martínez, Pellegrini and Arsel, 2018; Rosell-Melé *et al.*, 2018; Cartró-Sabaté *et al.*, 2019). A health assessment carried out in 2005 to Achuar people from the Corrientes river basin found that 98.65% and 66.21% of children exceeded the acceptable limits for cadmium and

lead in blood, respectively, as well as 99.20% and 79.20% of adults (DIGESA, 2006). Deficient operational practices (oil spills, toxic waste burial or disposal in water bodies) have also been reported (Orta-Martínez *et al.*, 2007; OSINERG, 2007; Campanario and Doyle, 2017).

As a consequence of the severe environmental pollution, conflicts have arisen between local communities, oil companies and Peruvian institutions (Orta-martínez, Pellegrini and Arsel, 2018), and in 2013 and 2014, the Peruvian government declared the environmental and health state of emergency in the whole oil blocks of the Corrientes, Pastaza and Tigre (Ministerio del Ambiente, 2013c, 2013a, 2013b, 2014b).

2.2.2. ANALYSIS OF DEFORESTATION AND FOREST DISTURBANCE

To identify and quantify deforestation, forest disturbance and the edge effect of seismic lines, pipelines and oil roads, we used 9 Landsat 5TM (Thematic Mapper) and Landsat 7ETM+ (Enhanced Thematic Mapper Plus) images (path/row 008/062) from 1986 to 2005 . Despite oil activities in the study area started in 1971, the first available image of the Landsat 5TM with a low cloud cover dates from 1986. Only images with a scene cloud cover equal or less than 15% were selected. Due to the low image availability, intra-annual climate variation could not be minimized and images of both, dry and wet season were used (see table 2.1).

Table 2.1 Time series of Landsat images.

Date	Image Type	Analysis
26 April 1986	Landsat 5TM	Deforestation / Forest disturbance
26 July 1990	Landsat 5TM	Deforestation / Forest disturbance
23 November 1993	Landsat 5TM	Deforestation
11 August 1996	Landsat 5TM	Deforestation / Forest disturbance
30 August 1997	Landsat 5TM	Deforestation / Forest disturbance
20 August 1999	Landsat 5TM	Deforestation / Forest disturbance
5 January 2001	Landsat 7ETM+	Deforestation
2 September 2004	Landsat 5TM	Deforestation / Forest disturbance
24 January 2005	Landsat 5TM	Deforestation

Deforestation

To assess deforestation, we analysed a time variation of an index of greenness, the Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) (Rouse *et al.*, 1974), using MiraMon software (Pons, 2004). NDVI is the most frequently used vegetation index in remote sensing science and it is one of the vegetation index that produces the most robust results of deforestation across the tropics when observation frequency varies (Schultz *et al.*, 2016). NDVI is sensitive to the amount of photosynthetically active vegetation present (Tucker, 1979), and consequently a decrease in the value of the index reflects a loss of photosynthetic vegetation. NDVI is a normalized ratio of the near-infrared (NIR) and red bands, where NIR and RED stand for the spectral reflectance measurements acquired in the near-infrared and red regions, respectively:

$$NDVI = \frac{NIR - Red}{NIR + Red}$$

Images were first radiometrically calibrated and corrected through the approach proposed by X. Pons, Pesquer, Cristóbal, & González-Guerrero (2014) and Xavier Pons & Solé-Sugrañes (1994). Clouds and cloud shadows were masked out by manual photointerpretation. Water bodies were excluded using the Modified Normalized Difference Water Index (MNDWI) (Xu, 2006).

In order to be sure that the deforestation detected was exclusively related to the oil extraction activities, and as a conservative decision, one pixel (30 meters) buffers of water bodies were calculated to exclude very dynamic areas located in the vicinity of water bodies. Similarly, buffers of 1.5 km around indigenous communities were created to avoid the detection of deforestation due to slash-and-burn agriculture.

Since NDVI is chlorophyll sensitive, it is very high in tropical forests, approximately 0.85 (almost saturated) (Huete *et al.*, 2002), pixels with NDVI value < 0.60 in the first image from 1986 were considered deforested previous to this date. In order to fill the gaps due to clouds and cloud shadows masked areas from the 1986 image, pixels corresponding to these gaps from the 1990 image with NDVI value < 0.60 were also considered deforested before 1986.

Due to the high levels of biomass in tropical forests, the NDVI could be affected by a saturation effect (Huete *et al.*, 2002). Even so, it is capable of capturing seasonal and inter-annual changes in vegetation status (Myneni *et al.*, 1997; Huete *et al.*, 2002; Verbesselt, Zeileis and Herold, 2012). To reduce seasonality in satellite image time series, instead of a seasonal model, a spatial context approach can be used (Hamunyela, Verbesselt and Herold, 2016). According to the method proposed by Muñoz Peña & Navarro (2016), each NDVI pixel value in the image is spatially normalised using the mean value calculated from total pixels:

$$\Delta Z = (\text{NDVI} - \overline{\text{NDVI}})$$

In our case, the mean was calculated from pixels whose values are above the 0.5th percentile to discard pixels that may not correspond to rainforest.

Deforestation was calculated as a temporal variation of ΔZ . For each pair of consecutive images, areas where ΔZ present a reduction over time indicate deforestation. After comparing ΔZ anomalies of the 8 pairs of images, deforestation was considered to occur where the change in ΔZ was larger than three times the standard deviation of ΔZ for that pixel over the whole time series (ranging -0.07 to -0.19).

$$\text{Deforested areas: } \Delta Z_t - \Delta Z_{t-1} > |3\sigma|$$

Forest loss rarely happens in total isolation (Carnegie Institution for Science, 2014), so deforested pixels should be neighbored by other deforested pixels. Therefore, a conservative condition is usually imposed to detect deforestation: deforested area should be greater than one pixel (i.e. 900 m²) to be quantified. Thereby, we discarded pixels that showed a reduction of the ΔZ but that were isolated, to avoid possible artifacts.

Finally, the cause of deforestation has been identified by photointerpretation. The following categories have been used: road maintenance; pipeline maintenance, maintenance of wells; maintenance of central production facilities; construction of new oil infrastructures (roads, pipelines, wells, etc.); seismic exploration campaigns; maintenance of other oil infrastructures; not masked water bodies; others (crops, eroded areas, no masked clouds, etc.).

Forest disturbance and edge effect

Forest disturbance was analysed using the CLASlite approach. CLASlite, developed at the Carnegie Institution for Science (Stanford, USA) by Gregory P. Asner et al. (2009), is based on a Spectral Mixture Analysis approach to extract information at sub-pixel level. It decomposes mixed pixels into fractions of end-members, and has been proposed to overcome the mixed pixel problem found in degraded forests (Souza *et al.*, 2003). CLASlite use an Automated Monte Carlo Unmixing (AutoMCU) analysis to produce fractional cover images of Photosynthetic Vegetation (PV), Non Photosynthetic Vegetation (NPV) and bare substrate (S). CLASlite has the fully automated capability to detect forest disturbance between images of a time series according to the following conditions (Carnegie Institution for Science, 2014):

$$(((NPV_2 - NPV_1) \geq 10) \text{ AND } ((PV_1 - PV_2) > 10)) \text{ OR } ((S_1 \leq 5) \text{ AND } ((S_2 - S_1) > 10) \text{ AND } (S_2 \leq 15)))$$

Images were automatically pre-processed (radiometric calibration and atmospheric correction) by the Carnegie Landsat Analysis System-lite (CLASlite) software (Asner *et al.*, 2009). Although CLASlite automatically creates masks for clouds, shadows and water bodies, we again opted for the conservative decision of also applying our own masks created by photointerpretation for clouds and cloud shadows and by the MNDWI index plus a buffer of one pixel (30 m) for water bodies.

Due to the greater difficulty in detecting the subtle changes that characterize forest disturbance (Pearson *et al.*, 2017) and assuming that effects of seasonality cannot always be removed in time series which acquisition intervals are not regular (Silveira, Acerbi-junior and Wulder, 2018), it was chosen to exclude the three images of the dry season. Therefore, six Landsat 5TM images from 1986 to 2004 were used to analyse forest disturbance.

In order to study the edge effect of linear clearings (oil roads, pipelines and seismic lines), a spatial analysis was carried out to determine the distribution pattern of the forest disturbed areas in relation to oil roads, pipelines and seismic lines. A distance map and the density of forest disturbed areas at certain distances from linear clearings were calculated. Density was defined as the quotient between the forest disturbed area located a certain distance from linear clearings and the total area not masked for that period, located at the same distance from these linear infrastructures. The analysis was carried out for oil roads, pipelines and seismic lines separately and for roads and pipelines jointly.

Finally, a sensibility analysis was carried out to determine how far the detected forest disturbance is directly related to the existence of linear clearings. The stabilization point corresponds to the distance from which the zero is included in the confidence interval of the curve slope from this point onwards. Beyond this distance, the disturbance becomes uniform at any distance and it is assumed to correspond to noise.

2.3. RESULTS

2.3.1. OIL-RELATED DEFORESTATION

The total deforested area occurred in the oil block 1AB/192 until 2005 was 8,727.2 ha. 6,873.4 ha of them (1.38% of the oil block) are related to oil extraction and exploration activities. In particular, 3,367.7 ha (49.0%) corresponds to oil roads; 1,053.8 ha (15.3%) to pipelines; 291.9 ha (4.2%) to central production facilities; 684.8 (10.0%) to oil wells; 1,336.7 (19.4%) to other oil infrastructures; and 138.6 ha (2.0%) to heliports used for seismic

exploration. Surprisingly, the oil activity in the oil block 1AB/192 is also responsible for the deforestation of 486.3 ha due to the construction of roads outside the limits of the oil concession. Additionally, the oil extracted in the block is transported through the 252 km of the North Branch Pipeline, expressly built to collect the extracted oil in the oil block 1AB/192 and transport from Andoas to Datem del Marañón and join the North Peruvian Pipeline. Vegetation located on both sides of the pipeline is cleared, creating a strip of at least 25 meters. Therefore, oil extraction and exploration activity in the oil block 1AB/192 was directly responsible for the loss of 7,989.7 ha of tropical forest until 2005.

Indirectly, oil roads have also contributed to the deforestation of 343.3 ha between 1986 and 2005 for temporary crops, since they have facilitated the access of local indigenous people to previously remote areas.

Additionally, 1,585 ha have also been identified as deforested areas in the 1AB/192 oil block until 2005, but have not direct or indirect relationship with the oil activity. Mainly, these areas correspond to not masked water bodies, poorly photointerpreted clouds and cloud shadows or natural deforestation due to strong winds or river dynamics (see table 2.3).

With an extension of 4,421.5 ha, roads and pipelines are responsible of 64.3% of the deforested area caused directly by oil activity inside the limits of the oil concession (see figure 2.2). Beyond forest loss, these infrastructures configure a network of linear clearing that severely increase forest fragmentation. In fact, previous to the early 1970s and the start of oil extraction, no infrastructure existed in the study area, which was a large and contiguous forest. In 2005, 829 km of oil roads and pipelines exist, with 3,040 km of margin from deforested areas. This infrastructure was mainly built before 1986. Thus, only 54 km of new roads and 58 new oil wells were built between 1986 and 2005 44 of them drilled between 1986 and 1996.

Yearly deforestation rates have, in fact, not been constant over the whole study period. The deforested area from 1971 to 1986 by oil activity was 4,557.4 ha (0.9% of the oil block), with a deforestation rate of 303.8 ha/year. In the following periods analysed until 2005, deforested rates varied between 120.9 ha/year (from 2001 to 2004) and 620.7 ha/year (from 1996 to 1997), with an average of 310.1 ha/year (see table 2.2).

From the total deforested area, 23,735 pixels (2,136.2 ha and 24.5%) were identified as deforested on more than one occasion. 1,663.2 ha (19.1%) were deforested two times; 473 ha (5.4%) were deforested on three, for o five occasions. 1,421.3 ha (66.5%) of the areas that were deforested on more than one occasion correspond to oil roads; 185.4 ha (8.7%) to pipelines; 152.6 ha (7.1%) to central production facilities; and 289.8 ha (13.6%) to oil wells.

Table 2.2. Deforested areas in hectares from 1971 to 2005 for oil block 1AB/192.

Time interval	Deforested area (ha)	Deforested area (ha/year)	% of oil block 1AB/192 non-masked	% of oil block masked
1971-1986	5,782.2	385,5 ¹	1.16	19.8
From 1986 to 1990	761.6	190.4	0.19	21.5
From 1990 to 1993	1,280.5	426.8	0.26	2.7
From 1993 to 1996	610.7	203.6	0.13	2.2
From 1996 to 1997	699.8	699.8	0.15	5.2
From 1997 to 1999	337.4	168.7	0.07	6.1
From 1999 to 2001	891.4	445.7	0.19	3.9
From 2001 to 2004	463.7	154.6	0.13	26.8
From 2004 to 2005	793.5	793.5	0.28	43.3
ACCUMULATED TOTAL ²	8,727.2	-	1.75	

¹ The annual deforestation rate has been calculated taking into account the deforested area prior to 1986 and the years elapsed since the beginning of operations in 1971 (15 years). The value is underestimated given that in long periods, areas that were deforested in the past, the vegetation grew again, presenting a value of the NDVI in the 1986 image higher than 0.6.

² Some pixels were deforested in more than one period. Thus, the accumulated total does not coincide with the sum of the deforested area in each of the periods.

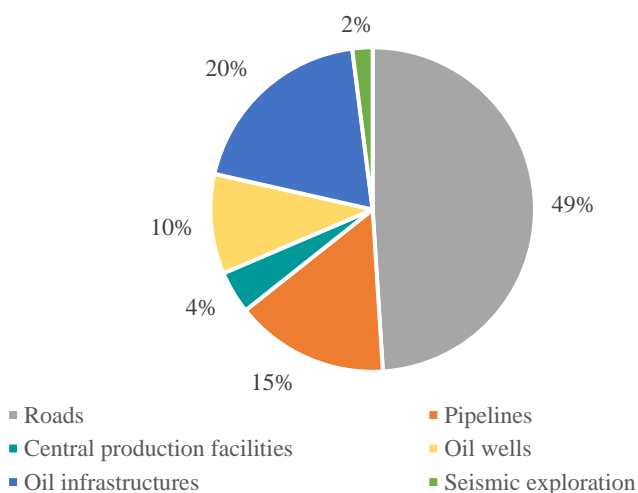


Figure 2.2. Percentages of deforested area in the oil block 1AB between 1971-2005 by causes.

Table 2.3. Deforested area in hectares in each period classified by land use.

Causes of deforestation	1971-1986	1986-1990	1990-1993	1993-1996	1996-1997	1997-1999	1999-2001	2001-2004	2004-2005	TOTAL
Roads	2,512.5	277.3	513.8	246.2	327.0	96.4	363.9	44.6	280.1	4,661.8
Pipelines	915.7	68.7	64.5	8.7	8.7	11.3	11.9	26.1	41.3	1,157.0
Central production facilities	214.4	28.5	52.6	46.6	24.1	19.7	68.7	25.7	36.6	516.9
Oil wells	374.6	9.6	52.5	11.7	7.0	12.2	96.9	3.1	48.4	616.0
Other oil infrastructures	534.6	105.3	240.6	105.3	125.3	83.3	196.9	223.2	90.3	1,704.8
New oil infrastructures	0.0	126.7	223.3	108.5	99.1	33.6	2.1	40.2	0.0	633.5
Seismic exploration	5.6	42.8	1.6	31.8	29.5	0.3	32.5	0.0	0.0	144.1
Crops	41.9	17.7	55.0	9.4	40.7	51.5	66.0	37.6	23.5	343.3
Water bodies	443.2	58.4	66.3	39.9	33.3	28.2	31.3	10.0	13.0	723.6
Other	533.9	26.8	10.3	2.6	5.0	0.9	15.9	50.0	245.0	890.5
TOTAL	5576.4	761.9	1280.5	610.7	699.8	337.4	886.1	460.4	778.2	11,391.4

Clearings from the seismic survey campaigns identified in the analysis of deforestation correspond to heliports. These clearings were arranged regularly at a distance between 1.8 and 2.2 km and partially coincide with the official cartographic bases of prospecting lines. Seismic lines expand as a network in which the heliports are the nodes.

According to official data, from 1986 to 2005, 1,826.5 km of seismic lines were cut in the oil block 1AB/192 corresponding to seven seismic oil exploration surveys carried out in 1986, 1987, 1995, 1996, 1997, 2001 and 2005. Nonetheless, there is only georeferenced information of the seismic lines for the 1986 and 1997 campaigns (411.4 km). We were able to detect, 42.8 ha of forest clearings regularly arranged from 1986 to 1990, 31.8 ha from 1993 to 1996, 29.5 ha from 1996 to 1997 and 32.5 ha from 1999 to 2001. Thus, we were able to detect the heliports used for the seismic testing, but could not identify the seismic lines cut. As a consequence of the

exploration campaign identified between 1993 and 1996 in the southwest corner of the oil block, a clearing of 35.2 km corresponding to an now abandoned oil road and the building of new oil wells were detected in the following analyzed period.

2.3.2. FOREST DISTURBANCE AND LINEAR CLEARINGS

Total forest disturbed area of the oil block 1AB/192 from 1986 to 2004 according to the analysis carried out with CLASlite approach is 1,511.8 ha. The periods with a greater disturbance of the forest mass were from 1986 to 1990 and from 1990 to 1996, with 203.6 and 88.6 ha/year of disturbed forest area respectively (see table 2.4).

Most of the forest disturbance identified in oil block is concentrated around the oil infrastructures and main rivers. On average, 37.7% of the total forest disturbed area in different analysed periods is located less than 500 meters from the roads; 22.4% is located in the first 500 meters from the pipelines; and 24.8% less than 500 meters from the main rivers (Pastaza, Corrientes, Tigre, Macusari and Capahuari rivers) (see table 2.4).

Total forest disturbance per year in the oil block tends to decrease during the studied period, from 203.6 ha/year between 1986 and 1990 to 14.1 ha/year from 1999 to 2004 (see table 2.4). The percentage of forest disturbed area located in the first 500 meters from roads, pipelines and seismic lines in the different studied periods does also seem to decrease over time (see table 2.4).

Considering the whole study period, the density of disturbed areas per year decreases with the distance to roads and pipelines. According to the results of a sensibility analysis, roads and pipelines explain the occurrence of forest

disturbance up to first 150m (see figure 2.5). Beyond this distance, forest disturbance cannot be attributed to the effect of the infrastructures is assumed to correspond to the noise. Both, the distance at which the effect of roads and pipelines on forest disturbance can be detected as well as the amount of forest disturbance decrease over time, especially after 1997. From 1986 to 1990, 123.1 ha (30.4 ha/year) of tropical forest located less than 150m from the linear infrastructures suffered some disturbance. Between 1990 and 1996, the disturbed area located less than 150m was 124.7 ha (20.8 ha/year). The period in which there was the greatest forest annual disturbance in the first 150m from the linear structures was between 1996 and 1997, with 46.8 ha/year. The last two periods presented a lower annual forest disturbance with 4.4 ha/year from 1997 to 1999 and 4.5 ha/year from 1999 and 2004 (see Table 2.5).

Table 2.4. Values of disturbed forest according to the CLASlite analysis for oil block 1AB/192 between 1986 and 2004.

Time interval	Disturbed area (ha)	Disturbed area (ha/year)	% of oil block 1AB/192	% of oil block masked	Disturbed area located in the first 500m from roads (ha) (%)	Disturbed area located in the first 500m from pipelines (ha) (%)	Disturbed area located in the first 500m from the main rivers (ha) (%)
1986-1990	814.4	203.6	0.16	21.5	124.7 (15.3%)	74.5 (9.1%)	222.1 (27.3%)
1990-1996	531.6	88.6	0.11	2.0	137.7 (25.9%)	96.2 (18.1%)	95.7 (18.0%)
1996-1997	69.0	69.0	0.01	5.2	49.0 (71.1%)	18.3 (26.5%)	8.4 (12.2%)
1997-1999	28.8	14.4	0.01	6.1	10.9 (37.8%)	10.1 (35.1%)	12.9 (44.9%)
1999-2004	70.5	14.1	0.01	26.2	27.1 (38.4%)	16.3 (23.1%)	15.2 (21.5%)
TOTAL*	1511.8	-	0.3				

* Some pixels were disturbed in more than one period. Thus, the accumulated total does not coincide with the sum of the disturbed area in each of the periods.

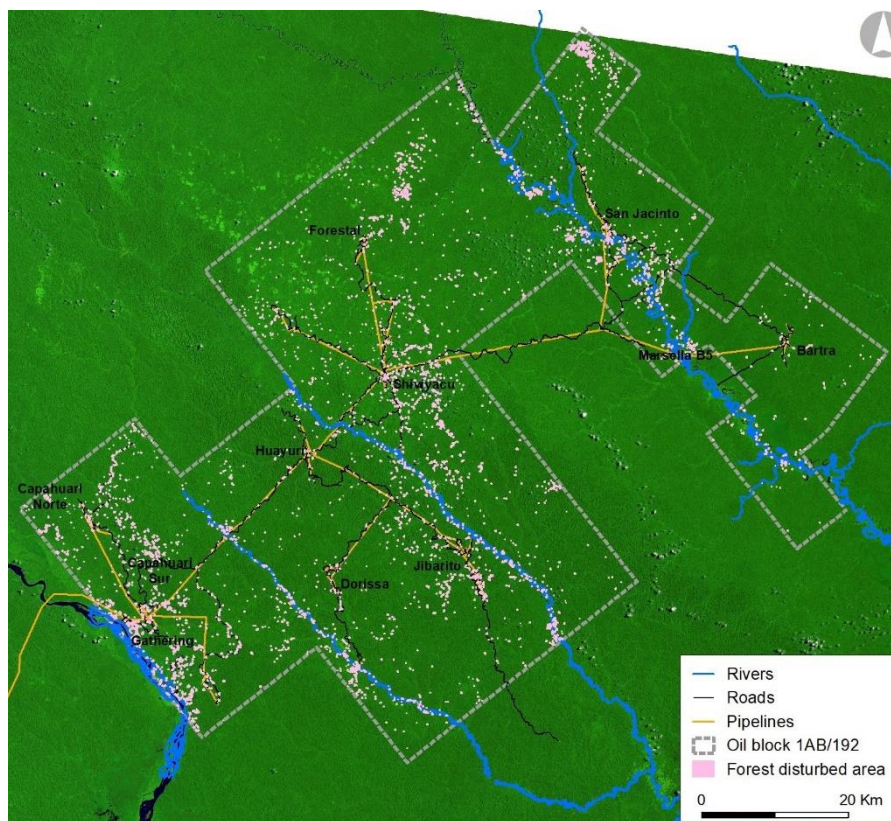


Figure 2.3. Disturbed area in the oil block 1AB/192 from 1986 to 2005.

When roads, pipelines and seismic lines are studied individually, the decreasing trend along distance from the linear clearing is much more evident for roads. Regarding roads, 2.1% of the disturbed pixels are located in the first 30m from roads, and the percentage decrease to 0.33% at between a distance of 470-500m from roads. Beyond that, the forest disturbance detected is steady. In the case of pipelines, forest disturbance decreases from 1.1% to 0.62% at 300m, where the forest disturbance detected stabilizes. No trend is observed for seismic lines. The density of disturbed areas starts at 0.53% and remains practically constant.

The distance at which the effect of roads on forest disturbance can be detected varies in different periods, being maximum in the period 1996-1997, where the curve stabilizes at 420m, to the period between 1999-2004, where the curve doesn't show any trend after 90m. However, the forest disturbance detected from 1997 to 1999 is steady at any distance (see figure 2.6). In the case of the pipelines, the density of the disturbed forest related to the distance they are from pipelines for each period varies and does not present a clear trend as in the case of roads. There is a decreasing trend over time. Results of the forest disturbance in relation to the distance from the seismic lines do not show any decreasing trend as we move away from the seismic line. Only a decreasing trend over time is observed, being the period between 1986 and 1990 the one with the highest disturbed area density followed by the period between 1990 and 1996 (see figure 2.8). However, periods with a higher forest disturbance around de seismic lines are those the noise observed in the analysis carried out with the distance from the roads is also higher after the stabilization point.

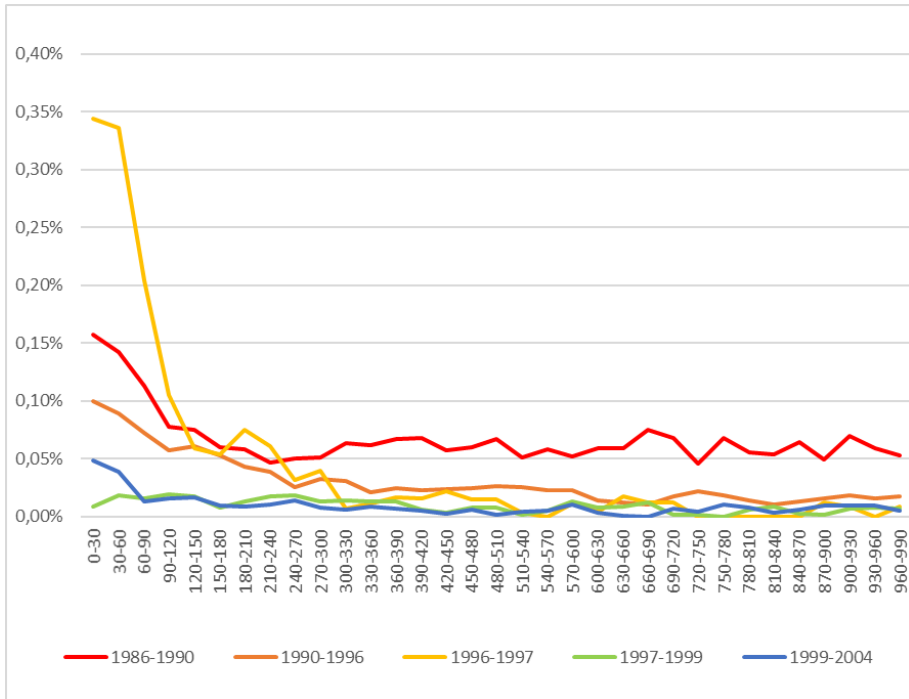


Figure 2.4. Density of disturbed area per year in the first kilometre from linear infrastructures (roads and pipelines).

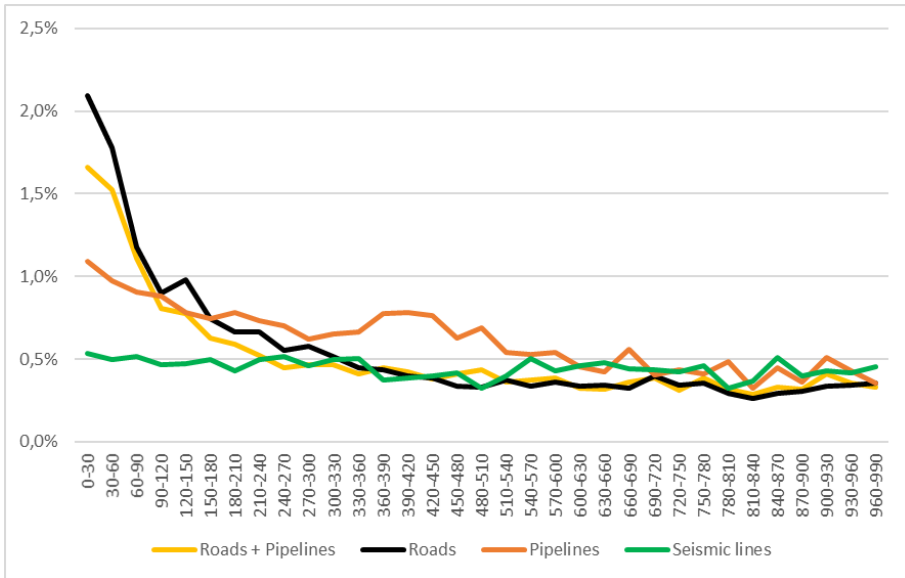


Figure 2.5. Density of disturbed area in the first kilometer from linear infrastructures.

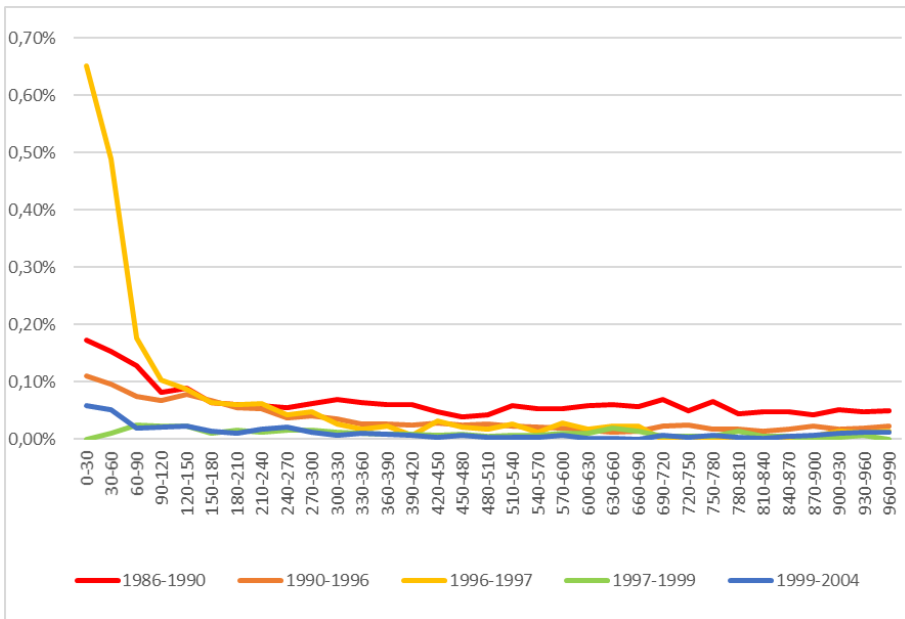


Figure 2.6. Density of disturbed area per year in the first kilometer from oil roads.

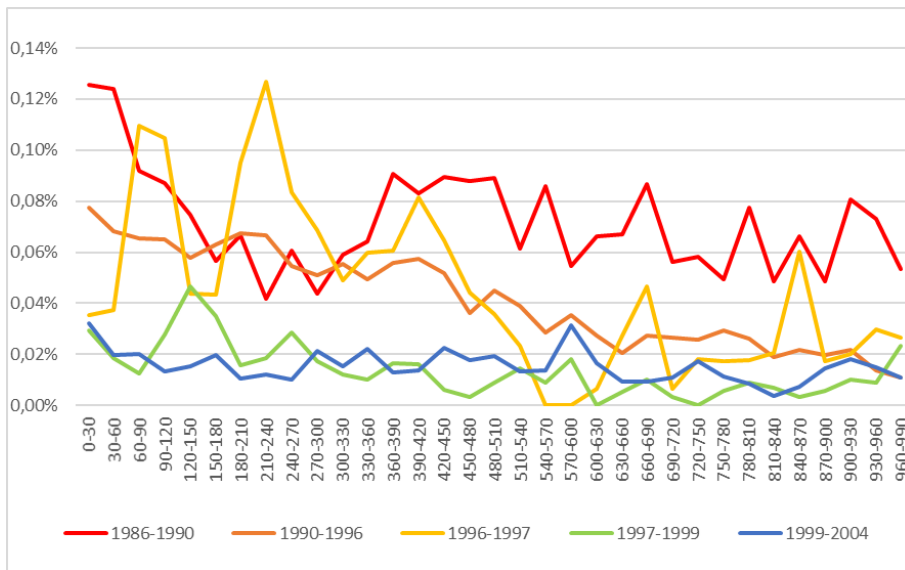


Figure 2.7. Density of disturbed area per year in the first kilometer from pipelines.

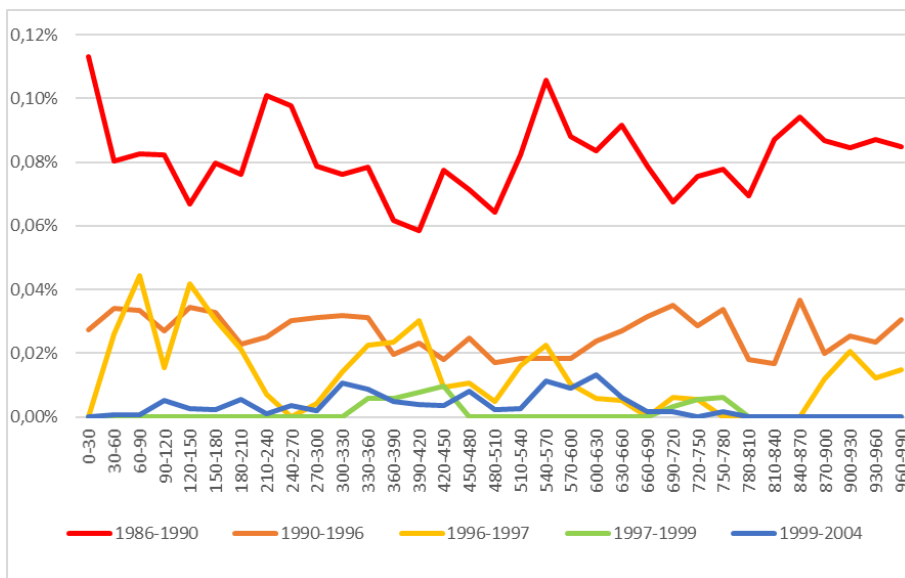


Figure 2.8. Density of disturbed area per year in the first kilometre from seismic lines.

Table 2.5. Forest disturbed area in the first kilometre from roads, pipelines and seismic lines.

Distance	1986-1990			1990-1996			1996-1997			1997-1999			1999-2004		
	R	P	S	R	P	S	R	P	S	R	P	S	R	P	S
0-30	8,8	3,5	3,7	9,4	3,7	1,6	9	0,3	0,0	0,0	0,5	0,0	3,0	0,9	0,0
30-60	20,9	10,0	9,0	21,8	9,3	6,9	18	0,8	0,8	0,7	0,8	0,0	6,8	1,5	0,1
60-90	17,0	7,3	9,1	16,2	8,7	6,7	6,3	2,3	1,4	1,8	0,5	0,0	2,6	1,5	0,1
90-120	7,7	4,7	5,1	10,5	5,9	3,1	2,6	1,5	0,3	1,2	0,8	0,0	2,0	0,7	0,4
120-150	8,2	4,0	4,1	11,8	5,2	3,9	2,2	0,6	0,7	1,1	1,4	0,0	2,1	0,8	0,2
150-180	8,0	4,3	8,5	13,8	8,1	6,3	2,2	0,9	0,9	0,6	1,4	0,0	1,6	1,4	0,3
180-210	5,3	3,4	4,6	8,0	5,9	2,5	1,4	1,4	0,4	0,7	0,5	0,0	0,9	0,5	0,4
210-240	6,0	2,6	9,2	8,8	7,0	4,1	1,7	2,2	0,2	0,6	0,6	0,0	1,7	0,7	0,1
240-270	5,6	3,8	7,0	6,1	5,9	4,0	1,2	1,4	0,0	0,8	1,0	0,0	2,1	0,6	0,3
270-300	5,6	2,5	6,2	6,1	5,0	4,4	1,2	1,1	0,1	0,7	0,5	0,0	1,0	1,2	0,2
300-330	6,1	3,2	5,2	5,2	5,0	4,0	0,6	0,7	0,3	0,5	0,4	0,0	0,5	0,8	0,8
330-360	5,1	3,2	4,5	3,4	4,1	3,2	0,4	0,8	0,4	0,5	0,3	0,2	0,7	1,1	0,5
360-390	5,5	5,4	5,1	4,0	5,6	3,0	0,5	1,0	0,5	0,5	0,5	0,3	0,7	0,7	0,5
390-420	5,6	5,0	3,7	3,8	5,9	2,7	0,2	1,4	0,5	0,5	0,5	0,3	0,5	0,8	0,3
420-450	4,1	5,0	5,2	3,9	4,9	2,3	0,7	1,0	0,2	0,3	0,2	0,4	0,2	1,2	0,3
450-480	3,2	4,5	4,1	3,2	3,2	2,7	0,5	0,6	0,2	0,4	0,1	0,0	0,5	0,9	0,5
480-510	3,3	4,9	4,1	3,4	4,1	2,1	0,4	0,5	0,1	0,2	0,3	0,0	0,2	1,0	0,2
510-540	5,0	3,4	4,7	3,2	3,7	2,0	0,6	0,4	0,3	0,3	0,5	0,0	0,2	0,7	0,2
540-570	4,4	4,6	5,8	2,8	2,6	1,9	0,3	0,0	0,4	0,3	0,3	0,0	0,3	0,7	0,7
570-600	4,2	3,0	5,3	2,5	3,2	2,1	0,6	0,0	0,2	0,5	0,5	0,0	0,5	1,6	0,6
600-630	4,5	3,3	4,3	1,9	2,3	2,3	0,4	0,1	0,1	0,5	0,0	0,0	0,1	0,8	0,8
630-660	5,1	4,1	5,6	1,7	2,1	3,2	0,5	0,5	0,1	0,9	0,2	0,0	0,1	0,5	0,5
660-690	4,1	4,2	3,9	1,7	2,3	3,0	0,5	0,6	0,0	0,5	0,3	0,0	0,0	0,5	0,1
690-720	5,0	2,8	3,3	2,7	2,3	3,3	0,0	0,1	0,1	0,2	0,1	0,1	0,5	0,5	0,1
720-750	3,8	3,2	4,2	3,2	2,3	3,1	0,1	0,3	0,1	0,2	0,0	0,2	0,3	0,9	0,0
750-780	5,2	2,8	3,9	2,3	2,8	3,2	0,0	0,3	0,0	0,2	0,2	0,2	0,5	0,6	0,1
780-810	3,5	4,3	3,8	2,3	2,4	1,9	0,0	0,3	0,0	0,6	0,3	0,0	0,3	0,5	0,0
810-840	3,3	2,3	3,9	1,7	1,5	1,4	0,0	0,3	0,0	0,2	0,2	0,0	0,1	0,2	0,0
840-870	3,3	3,2	4,1	2,1	1,8	3,2	0,0	0,8	0,0	0,2	0,1	0,0	0,3	0,4	0,0
870-900	3,3	2,8	4,4	3,1	1,9	2,0	0,1	0,3	0,2	0,0	0,2	0,0	0,5	0,8	0,0
900-930	3,7	4,0	3,7	2,2	1,8	2,2	0,3	0,3	0,3	0,1	0,3	0,0	0,7	0,9	0,0
930-960	3,8	4,1	4,2	2,4	1,3	2,3	0,3	0,5	0,2	0,3	0,3	0,0	0,9	0,8	0,0
960-990	3,5	2,6	3,4	2,6	0,9	2,4	0,3	0,4	0,2	0,0	0,6	0,0	0,8	0,5	0,0
> 990	621	682	645	354	399	429	16	45	60	13	15	27	37	43	63
Total block	813	813	812	531	531	531	68	68	68	29	29	29	71	71	71
Total first km	192	132	167	178	133	103	53	23	9	16	14	2	33	28	8

R: roads; P: pipelines; and S: seismic lines

2.5. DISCUSSION

Oil related deforestation in oil block 1AB/192 amount to 6,873.4 ha. In relative values, it affects only 1.38% of the oil block area. Similarly, oil related forest disturbance only affects 1,511.8ha (0.3% of the oil block). Results show that both deforestation and forest disturbance in oil block 1AB/192 are mainly due to the construction of oil roads. Thus, oil roads account for the 49.0% of the deforestation associated to the oil extraction activity in the oil block 192/1AB and 37.7% of the total forest disturbed area occurs less than 500 meters from the oil roads. We project that due to the increasing integration of local indigenous population to the market economy and the potential colonization and subsequent deforestation fostered by the settlement of farmers and cattle ranchers along the large and spread network of oil roads, 296,586.7 ha of tropical rainforest (59.5% of the oil block) could be lost (calculations based on considering the deforestation of the first 5 km around the oil roads; if a 10km scenario is considered, deforestation would increase up to 435 270, 87.4% of the block). In fact, in 2016, the construction project of a road connecting Iquitos, the second largest city in the Amazon, with the Peruvian national road network in Saramiriza was announced Mr. Pedro Pablo Kuczynski, by then the President of Peru (Diario de Debates, 2016). The project, that would take advantage of the existing oil roads in block 1AB/192 and envisaged a cost of 2 billion dollars for the construction of 500 km of roads, was expected to be completed by 2021 (RPP, 2016). In 2018, a feasibility study was assigned to the Saramiriza Consortium and it is currently developed. However, the Development Plan of Logistics Services on Transport (*Plan de Desarrollo de los Servicios Logísticos de Transporte*), issued by the Ministry of Transport and Communications (MTC), does not propose any road project similar to Iquitos–Saramiriza (Ministerio de

Transporte y Comunicaciones del Perú, 2019). The Development Plan proposes the country's logistics infrastructure to support both the consolidation process of the internal freight transport system, as well as the export logistics chains with a horizon to 2030.

Even if the Iquitos-Saramiriza project is not developed in the short-term, the risk of deforestation by colonization remains in the long-term. The oil operations in the 1AB/192 oil block are expected for another 30 years. Furthermore, vegetation recovery processes in roads and other oil infrastructures are slow even after a hypothetical abandonment of the activity. In roads, topsoil is mostly scraped away and soil is compacted due to the use of heavy machinery (Woodward, 1996). Thus, in studies carried out in Central Africa tropical rainforests, the soil of abandoned roads remained 55% more compacted than that of the adjacent forest after 15 years (Kleinschroth *et al.*, 2016).

The connection of oil roads to the national road network in other areas of the Amazon have fostered deforestation in previously remote and isolated areas, such as the case of the Auca road, open in the 1980's in the Yasuní National Park in the Ecuadorian Amazon (Finer *et al.*, 2009). The Auca road led to the massive arrival of settlers, who cut down trees for subsistence agriculture. Over the years, secondary roads were built, giving rise to the typical fish-bone deforestation pattern. In the last 50 years, 200,000 ha of primary forest have been deforested in the Province of Orellana, where the Auca road is located (FLASCO 2017).

In this sense, the proposal of roadless access to oil and gas fields for extraction projects in the Amazon (Finer *et al.*, 2015) would mean a significant reduction in both direct environmental impacts and on the risk of future deforestation. The feasibility of roadless access to oil and gas fields has already been proved in some oil and gas projects, such as the

Camisea gas field, developed since 2002 in the southern Peruvian Amazon. Our deforestation projections for the oil block 1AB support the proposal of a ‘priority road-free’ area for the Western Amazon (Laurance *et al.*, 2014).

Surprisingly, we have detected oil road sections, pipelines and abandoned oil wells located outside the oil block boundaries. They are responsible for the deforestation of 486.3 ha. Similarly, we have also detected clearings from seismic exploration campaigns between 1993 and 1996 not reported to the Peruvian authorities that exceeded the oil concession boundaries. These operations might have been conducted without the required licenses, but worse, are still unknown by the Peruvian authorities and not included in any remediation or decommissioning plan. It is important to mention that the decommissioning plan presented by Pluspetrol Corporation, whose operation in block 1AB/192 expired in 2015, has been rejected twice by the Peruvian authorities for other similar reasons (Orta-Martínez *et al.* under review).

The deforestation analysis has been proved to be effective in identifying clearings corresponding to the heliports associated to seismic exploration activities. These clearings partially coincide with the official cartographic databases of seismic lines. We have also been able to locate all seismic testing campaigns for which there was no georeferenced data. Instead, the forest disturbance analysis with CLASlite and Landsat images did not allow us to identifying seismic lines. Therefore, medium spatial resolution Landsat images do not seem appropriate to study forest disturbance caused by the seismic lines. High spatial resolution images, such as Sentinel 2, Planet, IKONOS or SPOT, seem to be required for such study.

CLASlite forest disturbance analysis does have allowed us to detect edge effect and selective illegal logging from other oil linear infrastructures, such as oil roads and pipelines. The effect of oil roads and pipelines could be

detected in the first 90m from roads and pipelines, respectively. Beyond this, the influence of the linear structures is no longer appreciated. Forest disturbance around the linear clearings are due, on the one hand, to a direct edge effect. Thus, linear clearings changes the microenvironment at the fragment edge, including changes in light, temperature, wind and humidity, resulting in an elevated tree mortality of some species up to 300m into the forest interior Corlett and Primack (2011). In the case of the oil block 1AB/192, 35,366 ha are located at a distance of less than 300m from oil roads and pipelines. On the other hand, linear clearings facilitates the access, and increase selective logging. Forest disturbance along oil roads has shown a downward trend in successive periods from 1986 to 2004. Since microclimate effects from linear clearings should remain constant over time, this trend could be explained by the gradual abandonment of malpractices such as illegal selective logging that were already denounced by the local indigenous population since the beginning of operations and until the 1990s, while Oxy was operating the oil block. Therefore, the present study provides a strong evidence-based support to the claims made by the local indigenous population of the study area on the illegal logging of mahogany (*Swietenia macrophylla*) and Spanish cedar (*Cedrela odorata*) by the oil companies (Orta-Martínez *et al.*, 2007; UNDP, 2018). In fact, the improvement of the governmental supervision capacities and the empowerment of local indigenous communities (Orta-martínez, Pellegrini and Arsel, 2018) may explain the decreasing trend on forest disturbance over the periods studied. The low oil industry standards in low and middle income countries -LMICs- with weak governance and law enforcement agencies may add, in fact, a further twist to the concerns for the environmental impacts of oil activities in tropical rainforests.

Other environmental malpractices linked to the access facilitated by linear oil infrastructures and reported by the local indigenous population during

Oxy's operation, such as trafficking in protected animal species, and overhunting and commercialization of bushmeat carried out by petroleum company workers and subcontracted companies during the years of operation by Oxy (Orta-Martínez *et al.*, 2007) are out of the scope of the present study, but may increase the threat of oil activities for tropical rainforest conservation.

2.6. CONCLUSION

Roads and pipelines, much more than any other oil infrastructures, such as central oil facilities, oil well drilling platforms, and seismic lines, are the most impacting infrastructures with regard to oil-related deforestation and forest disturbance. Although direct deforestation from oil extraction activities in remote tropical rainforests is small (only 1.8% of the surface of the oil block 1AB/192), the role of the oil industry in fostering tropical rainforest deforestation and overhunting (Suárez *et al.*, 2013) is huge. Oil extraction results in 1) a high habitat fragmentation by the construction of oil roads and pipelines, that change the microenvironment at the fragment edge and facilitates illegal selective logging in large areas, and 2) a very serious risk for future large-scale deforestation associated to colonization, arrival of settlers and the opening up of remote regions of tropical rainforest to agriculture, cattle ranching and other industrial activities.

We argue that a rigorous policy debate on the identification of unburnable fuels in remote and very high biodiversity areas, the implementation of free-road oil operations and, on the poor environmental standards and lack of supervision of oil activities in tropical regions, is urgently needed as the tropical rainforests of the world are set to face an increase in hydrocarbon-

related activity. As global demand for oil increases, some of the world's most remote and ecologically intact regions, such as the Peruvian Amazon, are increasingly vulnerable to industrial activity without markedly improved policy measures.

CHAPTER III



OIL SPILLS DETECTION WITH SENTINEL 1 SAR IMAGERY ON TROPICAL RAINFORESTS: SEEING THROUGH THE CLOUDS

Abstract

While global oil demand reaches historical highs, countries with oilfields that overlap with tropical rainforests are expanding their production areas to increasingly remote regions. Consequently, thousands of kilometers of oil pipelines have been built in recent decades, which, in low- and middle-income countries (LMIC), often become obsolete or are poorly maintained and cause great impacts due to numerous oil spills. In this chapter, the results obtained from the study of three oil spills that occurred in the North Peruvian Amazon are presented. Four spill detection indices and a fifth method based on unsupervised ISODATA clustering approach are proposed using Synthetic Aperture Radar (SAR) images from Sentinel 1. Time series of about 1.5 years were used, from one year before the spill occurred to 6 months after the episode, for both SLC and GRD images, and for VH and VV polarizations in each oil spill. SAR images offer the possibility of monitoring the land surface even in cloudy conditions, which makes them especially interesting to monitor tropical rainforests. However, the results were not conclusive, probably due to the small dimensions of the oil-covered areas, the topography or the presence of a dense vegetation canopy.

3.1. INTRODUCTION

Oil has been industrial societies' main energy source during the XX century and a new increment of the demand is currently happening in the world, especially in “developing” countries (Finer and Orta-Martínez, 2010). This fact has stimulated the need to access new and more remote oilfields. These

include rainforests (Butt *et al.*, 2013), 30% of which overlap with oil and gas world reserves (Orta-Martínez *et al.*, 2018b). Consequently, the number of oil wells and the kilometers of pipelines through the tropical forest have increased, as well as the occurrence and size of oil spills (Jernelöv, 2010). Oil spills occur frequently during the extraction and transportation (Mena *et al.*, 2016) and many damages have been reported in the tropical rainforests of Ecuador, Peru, Colombia, Nigeria or Hong Kong (Buccina *et al.*, 2013; Jernelöv, 2010; Obot *et al.*, 2006; Gaughran, 2009; Orta, 2020; Wong *et al.*, 2002). Oil infrastructures such as pipelines, flow lines or oil cisterns in Low and Middle Income Countries (LMIC) are often degraded by corrosion and lack of maintenance, and have long exceeded their useful life. Furthermore, in LMIC substandard technologies are often used for pipeline placement (Jernelöv, 2010). Moreover, block valves that close pipelines automatically downstream in case of depressurization due to an oil leak, frequently do not exist or do not work correctly.

Oil spill detection in the oceans by airborne and satellite remote sensing started in the 1970s' and 1990s', respectively and is very well documented (Mena *et al.*, 2016). Many methods have been developed using multispectral, microwave and synthetic-aperture radar (SAR) images (Keramitsoglou, Cartalis and Kiranoudis, 2006; Pisano, Bignami and Santoleri, 2015; Mityagina and Lavrova, 2016; Topouzellis and Singha, 2016; Arslan, 2018; Kolokoussis, 2018; Prastyani and Basith, 2018; Tong *et al.*, 2019; Chaturvedi, Banerjee and Lele, 2020). The detection of petroleum hydrocarbons (PHCs) has also been widely tested in onshore areas through laboratory experiments (C Andreou, Karathanassi and Kolokoussis, 2011; van der Meijde *et al.*, 2013; Scafutto and Souza Filho, 2016; Scafutto, de Souza Filho and de Oliveira, 2017). However, terrestrial oil spill remote detection is more challenging than offshore detection (Dubucq and Ebner, 2019), and most studies have been conducted in

temperate forests (Hese and Schmullius, 2009; Mahdianpari and Salehi, 2016).

Although different classification techniques are used for terrestrial oil spill detection (Hese and Schmullius, 2009; Ozigis, Kaduk and Jarvis, 2019), in this study we tuned ISODATA clustering, one of the most common unsupervised classifiers (Sohn and Rebello, 2002; Memarsadeghi *et al.*, 2007) but which has been never employed for onshore oil spill detection. Unsupervised clustering is a widely used tool in image processing for remote sensing applications as land use and land cover mapping (Yang and Lo, 2002). ISODATA, starting from an initial number of groups and additional parameters, provides a set of n data points in the d -dimensional space to calculate a set of cluster centres.

Despite all the existing documentation about oil spill detection, it has practically not been studied in production and transport areas located in tropical rainforests. Some indirect methods have been implemented in Niger Delta, using vegetation health and vigour to detect oil pollution (Adamu, Tansey and Ogutu, 2015; Ozigis, Kaduk and Jarvis, 2019). Even so, vegetation stress could be used to map and monitor oil pollution but does not allow early detection of oil spills. In 2016, Mena *et al.* presented a method to detect oil spills and support an oil participatory community monitoring program with remote sensing Landsat data in the Ecuadorian Amazon.

We have identified three main factors that make the early detection of oil spills difficult, especially using multispectral optical imagery: 1) the persistent cloud presence in some tropical rainforest areas reduces optical multispectral useful image availability and weeks or even months can elapse between the date of the oil spill and the first cloud-free image (Mena *et al.*, 2016). Moreover, the high and variable concentration of water vapor

in the atmosphere in tropical rainforests renders difficult to correct its effects on wavelengths transmission, absorption and re-emission (Prince *et al.*, 1998); 2) oil covered area is generally limited and surrounded by dense tropical vegetation; 3) in some extraction areas, oil-polluted surface used to be covered with soil a few days after the oil spill occurs as a result of the hardening of environmental regulations in the last two decades. Considering these three limitations, two options can be considered for an early oil spill detection: a) the use of high spatial resolution and rapid revisit period multispectral imagery; b) the use of high spatial resolution SAR imagery.

SAR images are not affected by the presence of clouds and provide both day and night time data, which makes them very useful in the rainforest. In this paper, we present the results of four algorithms and an unsupervised clustering method based on Sentinel 1 SAR time series analysis to detect small-scale oil spills in the tropical rainforest. The main objectives of this study were to:

- Asses the performance of the proposed five methodologies to detect oil spills in tropical rainforests that can be useful also in long periods of cloud presence.
- Understand the accuracy and limitations of the proposed five methodologies for oil spills with different characteristics that occurred in the tropical rainforest.

To address these objectives, three oil spills were analyzed using Single Look Complex (SLC) and Ground Range Detected (GRD) images, in VV and VH polarizations. Four time-change algorithms aimed to identify an anomaly in the backscattered radar signal due to the presence of oil in an area where it was previously bare soil or covered by vegetation.

Additionally, oil spills areas were classified using the above mentioned ISODATA approach.

The study has been carried out in the Western Amazon, one of the tropical regions where the greatest advance in oil exploitation is being observed since this area has large hydrocarbon reserves in vast extensions of rainforest. Although oil exploitation in the Peruvian Amazon reached its maximum in the 1970s, a new hydrocarbon exploration and extraction boom has been observed in recent years (Finer and Orta-Martínez, 2010) in parallel to the growing world demand (OPEC, 2016). Many environmental malpractices have been reported in the oil blocks 192 and 8, located in the Northern Peruvian Amazon: pipelines and flow lines are frequently directly on the ground instead of standing on supports, increasing their external corrosion; oil separators that overflow due to rainwater; tanks with walls eroded by corrosion; in places with such high precipitation, API traps are not enough to retain hydrocarbons, as they emulsify with the soil clays, easily passing with the water; well drains are "normally open" instead of opening only for rainwater drainage when the absence of hydrocarbons in the water has been verified (UNDP, 2018). In March 2020, the complaint presented to the Organisation for Economic Co-operation and Development (OECD) 2020 denounced the existence of 1,963 contamination sites in the oil block 192 (Orta, 2020), suggesting that oil spill detection must deserve an effort leading to a reduction in pollution of tropical rainforest caused by oil extraction and distribution activities.

3.2. MATERIALS AND METHODS

Oil spills become visible on SAR images as dark areas relative to the surrounding area because they reduce the power of the backscattered radar signal or normalized radar cross section (NRCS) for incidence angles corresponding to Bragg reflection, from 23° to at least 50° (Girard-Ardhuin, Mercier and Garello, 2003; Alpers, Holt and Zeng, 2017). Above 23° , reflection backscattering coefficient decreases as incidence angle increases (Valenzuela, 1978; Girard-Ardhuin, Mercier and Garello, 2003). Typical values for the reduction of the NRCS due to the presence of oil are 5 to 12 dB. Three oil spills have been analyzed using a Sentinel 1 SLC and GRD time series in order to detect a decrease in pixel values after the oil spill occurs. First, the algorithms for the detection of oil spills were applied in the three cases studied for pixels selected considering our field information. Afterward, the methods were validated by applying them in all pixels placed within a buffer of 50 meters around the pipelines.

Figure 3.1 shows a diagram that describes the sequence of steps carried out during the study. Sentinel 1 time series were used to analyze three oil spills occurred in the oil blocks 192 and 8 of the Northern Peruvian Amazon (section 2.1). In each case, in order to cover all the phenological variations occurred during a year, time series of about 1.5 years were used, from one year before the spill occurred to 6 months after the episode, for both SLC and GRD images, and for VH and VV polarizations (section 2.2). Once the images were pre-processed (section 2.3), four algorithms were calculated for the detection of oil spills in all the pixels of the area around the occurrence and for all the images of the time series (section 2.4). The most successful methods were validated in a buffer area of 50 meters around the set of pipelines present in the three study areas, using images of the date

just after the oil spill. Finally, oil spill detection was also analyzed through ISODATA unsupervised classification (section 2.5).

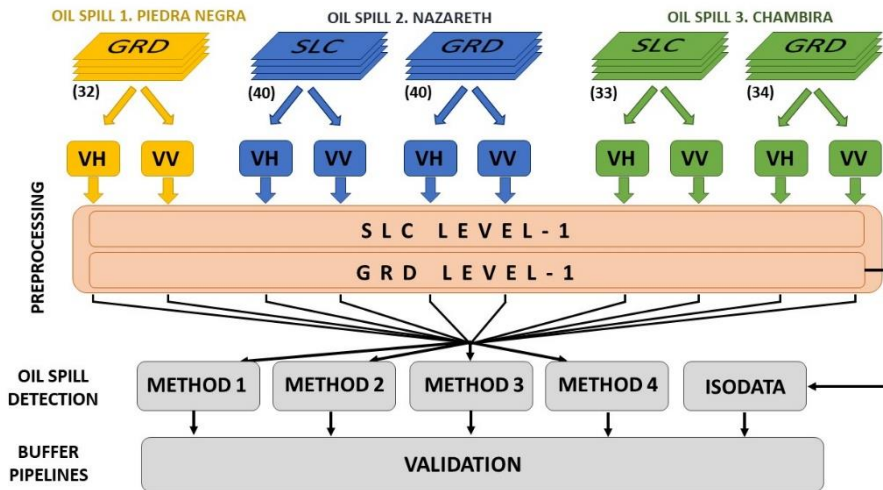


Figure 3.1. Overview of the study setup.

3.2.1. STUDY SITES

Three oil spills located in the oil blocks 192 and 8 of the region of Loreto, in the Northern Peruvian Amazon were studied. Oil extraction in this region started in the early 70s and two oil blocks soon became the most productive oil concessions in Peru. From 2009 to 2016 they still produced 36% of Peru's total oil. (Ministerio de Energía y Minas, 2017). Oil block 192 is located in the ancestral territories of the Achuar, Quechua and Kichwa indigenous people (Orta-Martínez *et al.*, 2007) and oil block 8 includes Achuar, Cocamas and Urarinas indigenous communities. They are crossed by 303 km of pipelines (own calculation from Orta-Martínez and Cartró). Oil extraction activities in the two oil blocks have had severe negative consequences for the environment and the welfare of local indigenous

populations, who mostly present high blood mercury, cadmium and lead levels above the limits that can be detrimental to health (Reátegui-Zirena *et al.*, 2014; O’Callaghan-Gordo, Orta-Martínez and Kogevinas, 2016; Campanario and Doyle, 2017; Yusta-García *et al.*, 2017; O’Callaghan-Gordo *et al.*, 2018).

Three oil spills were selected from a data base of 1028 oil leakages collected by a community-based monitoring program started in 2005 in the Peruvian oil blocks 192 and 8). Oil spill A (2°19’12” S; 75°51’53” W) happened on December 19, 2016 at Piedra Negra, south of San Jacinto central production facility, into the oil block 192. It occurred in an open area crossed by a pipeline and was reported by a monitor from the Federation of Native Communities of the Corrientes Basin (FECONACOR) (see figure 3.2). The oil covered an area of about 400 m² before reached the Piedra Negra brook, which flows into the Tigre river. Oil spill B (2°41’58” S; 76°19’43” W), reported by a monitor from FECONACOR, occurred at the community of Nazareth on February 18, 2018. The oil came from a leak of the pipeline parallel to the road Andoas – Huayurí, next to the bridge over the Macusari river and covered a surface of about 300 m², partially from a flat and bare soil area and from a slope covered by herbaceous vegetation (see figure 3.3). Oil spill C (4°15’46” S; 75°3’27” W) was reported on February 26, 2018, closed to the Chambira river, south of the oil block 8. The oil came from a pipeline leak and covered an area of about 500 m² located in a clearing into the tropical forest (see figure 3.4).



Figure 3.2. Oil spill A. It happened on December 19, 2016 at Piedra Negra.



Figure 3.3. Oil spill B. It occurred at the community of Nazareth on 2018-02-18. Source: Roberto Sandi Maynas, FECONACOR.



Figure 3.4. Oil spill C. It happened closed to the Chambira River on February 26, 2018.

3.2.2. SATELLITE IMAGERY DATA

We used 172 Sentinel-1 SAR images corresponding to time series of three study sites for the analysis, downloaded from de [Copernicus Open Access Hub](#). The Sentinel 1 constellation is composed by two satellites launched into orbit in 2014 and 2016, each one with a 12-day repeat cycle. Sentinel 1 operates at C-band with a central frequency of 5.404 GHz. We analysed oil spills using both Level-1 SLC and GRD images acquired in Interferometric Wide (IW) swath mode. Level-1 products are georeferenced, and time tagged with zero Doppler time at the centre of the swath. The incidence angle range in the IW mode is from 29.1° to 46.0° and acquires data with a 250 km swath at 5 m by 20 m spatial resolution for single look. Level-1 GRD data are multi-looked and projected to ground range using an Earth ellipsoid model and they are provided at resolution of 10 m (ESA, 2020).

All the SLC and GRD available images in the same ascending or descending direction were used from about one year before the oil spill occurred to about six months after the incident. Covering more than the whole year, variations due to annual phenology changes were considered.

The oil spill A was analysed using 11 GRD standard images in dual polarisation VV+VH (SDV) from 2 February 2016 to 26 June 2017 and using 17 GRD standard images in single VV polarisation (SSV) between 9 January 2016 and 14 February 2017. SLC images were no available for these dates. The oil spill B was analysed using 40 images from 2 February 2017 to 9 June 2018 with both SLC and GRD images and in SDV. The oil spill C was analysed using 30 images from 12 February 2017 to 19 June 2018 with both SLC and GRD products. All images used for the third case were in SDV except the first three that were only available in SSV.

3.2.3. DATA PREPROCESSING

Images were preprocessed using the Sentinel-1 Toolbox (S1TBX) of the Sentinel Application Platform (SNAP 6.0) free software. The pre-processing flowcharts for SLC and GRD data are given in figure 3.5. In order to reduce the processing time, SLC and GRD images were cropped in a first step. Given the small dimensions of the oil-covered areas to detect, it was avoided using multilooking method for decreasing the speckle noise and thus, maintain the original spatial resolution. The digital elevation model from the Shuttle Radar Topography Mission (SRTM) at 30 m resolution was used for the terrain correction. Finally, pixel values were converted to dB using a logarithmic transformation.

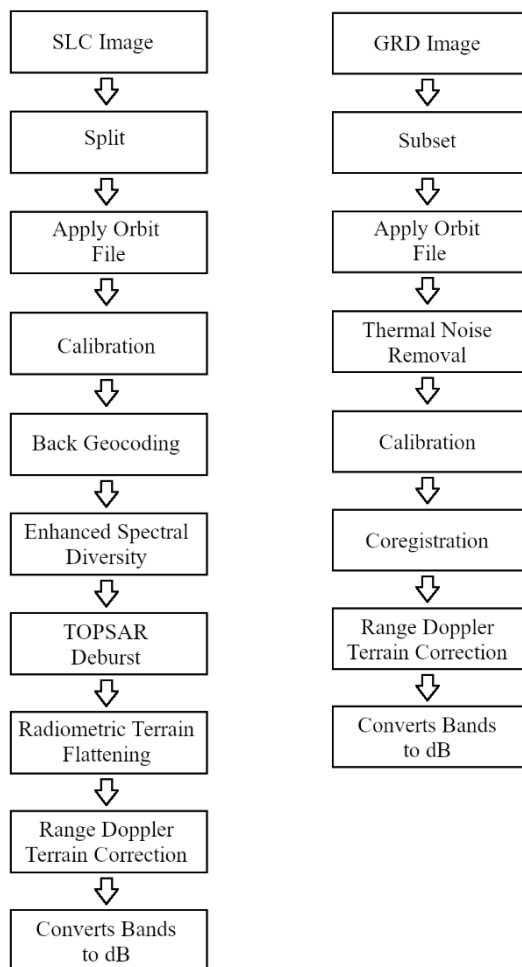


Figure 3.5. Flowchart of the Sentinel-1 SLC and GRD image processes.

3.2.4. OIL SPILLS DETECTION INDEX AND VALIDATION

Oil spills detection by remote sensing with SAR images is based on the specular reflection of the oil covered surfaces. Unlike that happens on the bare soil and vegetation cover, both characterized by a diffuse reflection, the power of the backscattered signal from an oil-covered surface is often

low (Alpers, Holt and Zeng, 2017).. Therefore, we analyzed pixel values in about one year and a half time series in order to find a decrease in case the pixel was covered by oil after a leakage. The time series analysis was carried out using Sentinel-1 SLC and GRD available images and for both VH and VV polarizations.

For the oil spill A, it was analyzed the evolution of 70 pixel values along the time series. Pixels for the analysis were selected according to the terrain relief and the oil route visualized in a video recorded by the monitors. Evolutions of 240 and 144 pixel values distributed in a square around the coordinates of the leakages were analysed in oil spills B and C respectively (see figure 3.6).

The following four indexes were used in order to detect pixel transitions from non-oil land covers to oil-covered situations:

1. $(|\text{Pixel value}| - |\text{Mean}|) - 2 * \text{Standard deviation} > 0$
2. $((\text{Pixel value})_{d-1} - (\text{Pixel value})_d) + ((\text{Pixel value})_{d+1} - (\text{Pixel value})_d) > (|\text{Mean}| + \text{Standard deviation})$
3. $((\text{Pixel value})_{d-1} - (\text{Pixel value})_d) > 3 * \text{Standard deviation}$
4. $((|\text{Pixel value}| - |\text{Mean}|) - 2 * \text{Standard deviation} > 0) \text{ AND } ((|\text{Pixel value})_d - (\text{Pixel value})_{d-1}|) + (|(\text{Pixel value})_d - (\text{Pixel value})_{d+1}|) > (|\text{Mean}| - \text{Standard deviation})$

The first index uses the pixel value in one image and the mean and standard deviation of the same pixel for whole the time series (1). Pixels with a value above 0 could be covered by oil. The second index (2) adds the differences between the pixel value in the first image after the occurrence (d) respect to

the previous one (d-1) and respect to the subsequent one (d+1), in order to detect pixels that show an anomaly in the form of decrease in the first image after the oil spill and a recovery of the value in the next image. Pixels where the index is above the mean value of this pixel for whole the time series add the standard deviation could correspond to oil-covered surfaces. Third index is based on the difference between the pixel value in the first image after the occurrence respect to the previous one (3). Thus, a recovery of the pixel value is not contemplated in the following image after the first image after the occurrence, in case the area was not remedied. Pixels where the index presents a value above three times the standard deviation of all the time series are potentially oil-covered surfaces. The fourth algorithm is a more restrictive method in which hypothetically oil-covered pixels must accomplish conditions of the methods 1 and 2 (4). Four indexes were applied to the analyzed pixel set of time series corresponding to three oil spills, for both SLC and GRD Sentinel-1 SAR images for oil spills B and C and for GRD in the case of the oil spill A, and for VH and VV polarizations.

Oil spills detection with Sentinel 1 SAR imagery on tropical rainforests: Seeing through the clouds

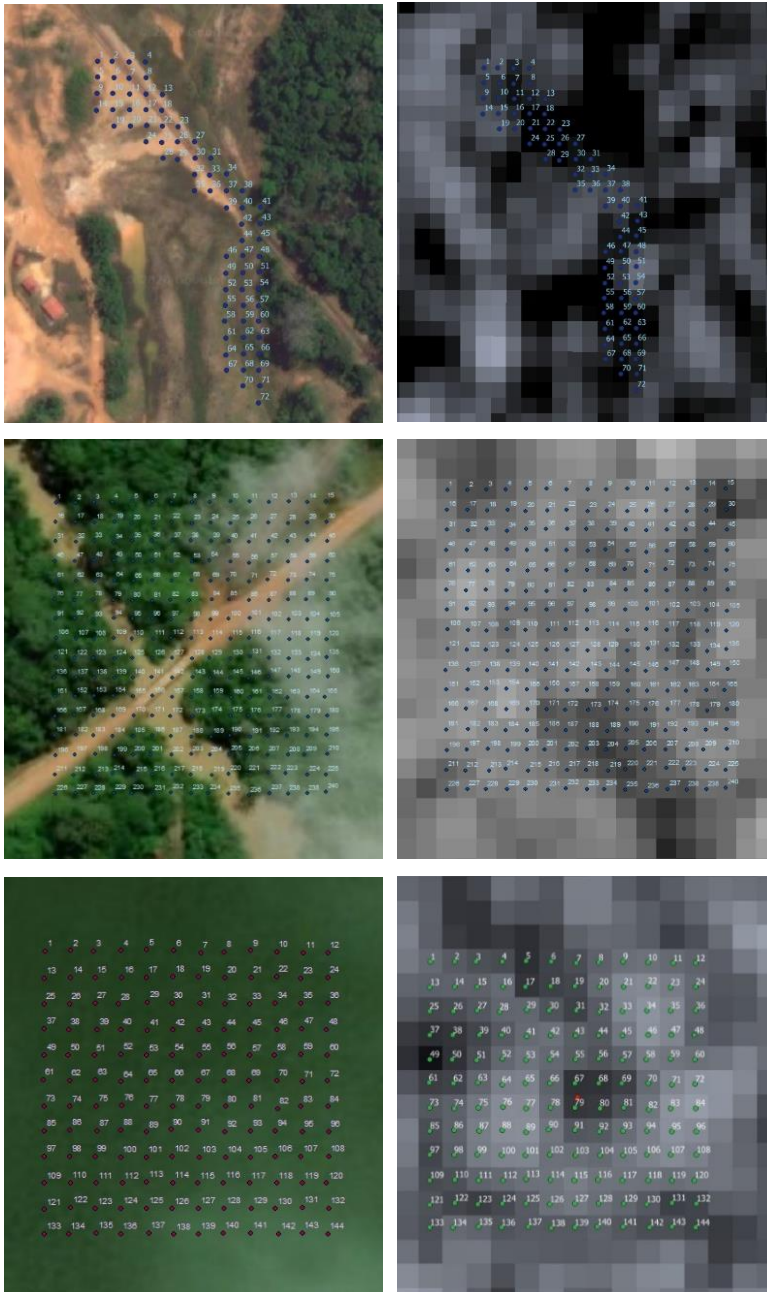


Figure 3.6. Analyzed pixels in the oil spills occurred in Piedra Negra, Nazareth and Chambira.

3.2.5. OIL SPILLS DETECTION WITH ISODATA UNSUPERVISED CLASSIFICATION

We used unsupervised ISODATA clustering to classify the landscape around the three analysed oil spills. A square area of 3 km on each side and centred on the coordinates of the leakages was classified in order to cover a surface large enough to include different land covers, specially forest areas and rivers. 10 bands were used for the classification: 6 band corresponding to the VH and VV polarizations of GRD images of the first post-oil spill image, the previous one and the next one were used; 4 bands corresponding to the mean value and standard deviation of whole the time series in VH and VV polarizations. The ISODATA clustering method implemented in MiraMon v. 8.2d software allowed define additional parameters in the algorithm. 8 initial cluster centres on the multivariate diagonal were used; a minimum distance of 50 meters between samples as initial cluster centres; a convergence threshold of 2; a maximum number of iterations of 50; a minimum number of pixel to form a cluster of one; a distance from the mean value to arrange the initial class centres on the multivariate diagonal of 3 standard deviations.

Parameter of minimal similarity between classes has a significant influence on the final number of clusters (Serra, Cristobal and Ninyerola, 2011). In this study, two classification parameterizations are presented: applying a minimal similarity of 0.5 and 2. In the first case the number of clusters was much higher, so it was more expected that some cluster matches the thematic category for oil-covered areas while the other clusters were related with the variability of the other thematic categories. In the second case, area was segmented in less clusters expecting that oil-covered areas would have much differentiated response from the rest of the pixels corresponding to other thematic categories.

3.3. RESULTS

The performance of the oil spill detection methods was evaluated by use of 792 data corresponding to 72 pixel in a total of 11 images, for both GRD-VH and GRD-VV modes in the oil spill A; 9600 data (240 pixel in 40 images) for SLC-VH, SLC-VV, GRD-VH and GRD-VV modes in the case of the oil spill B; 4176 data (144 pixel in 29 images) for both SLC-VH and SLC-VV modes, 4464 data (144 pixel in 31 images) for GRD-VH and 4896 data (144 pixel in 34 images) for GRD-VV for the oil spill C. Mean values were lower for VH than VV polarizations (55.88%) and for SLC images than GRD images (29.50%) (see table 3.2). Standard deviation was 59.26% higher for SLC than for GRD images.

Table 3.1. SAR image time series statistics for Piedra Negra (A), Nazareth (B) and Chambira (C) oil spills.

	Piedra Negra			Nazareth				Chambira			
	GRD - SDV		GRD - SSV	SLC		GRD		SLC		GRD	
	VH	VV	VV	VH	VV	VH	VV	VH	VV	VH	VV
Mean value	-16,7	-11,4	-11,6	-16,8	-10,7	-14,8	-8,5	-16,8	-10,7	-14,3	-8,3
Standard deviation	2,8	2,6	2,9	4,4	4,8	2,7	3,1	4,0	4,1	2,2	2,3
Maximum	-9,8	-4,6	-5,1	-4,6	7,3	-7,3	5,8	-5,4	2,4	-7,0	-1,1
Minimum	-29,2	-19,8	-21,8	-34,1	-33,3	-26,8	-21,6	-37,4	-29,6	-22,9	-16,1

Figure 3.7 shows the evolution of the pixel values located closest to the exact coordinates of the oil spill during the time series (grey), as well as the mean for all analyzed pixels around the oil spill (green), maximum (red) and minimum (blue) for the set of analyzed pixels, distinguishing between the analyzes carried out with SLC and GRD images, and VH and VV polarizations. The date of the first post-oil spill image is marked in red.

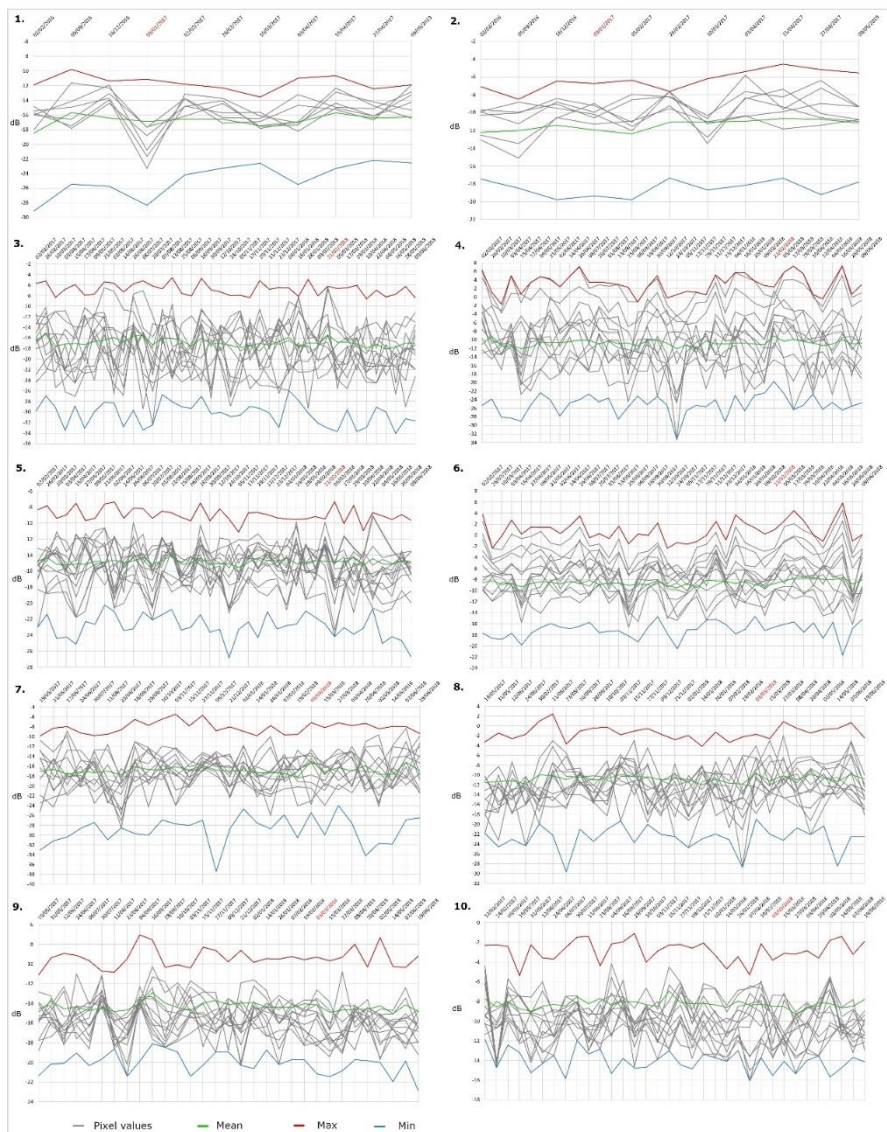


Figure 3.7. Pixel value evolution. (1) Piedra Negra GRD-VH; (2) Piedra Negra GRD-VV; (3) Nazareth SLC-VH; (4) Nazareth SLC-VV; (5) Nazareth GRD-VH; (6) Nazareth GRD-VV; (7) Chambira SLC-VH; (8) Chambira SLC-VV; (9) Chambira GRD-VH; (10) Chambira GRD-VV. The date of the first image after the oil spill is indicated in red. Represented pixels ID for Piedra Negra: 11; 17; 22; 25; 26; 30. Represented pixels ID for Nazareth: 168; 169; 170; 171; 183; 184; 185; 186; 198; 199; 200; 201. Represented pixels ID for Chambira: 54; 55; 56; 66; 67; 68; 78; 79; 80; 90; 91; 92.

3.3.1. OIL SPILL DETECTION WITH INDEX 1

In the analysis carried out in the oil spill A with GRD-SDV images and VH polarization, 8 pixels were selected as oil recovered, 5 of them (62.5%) corresponding to the first image after the oil spill occurred and to pixels located in oil polluted areas. The other three values above zero correspond to isolated pixels in three different dates. 12 pixels presented values above zero in the analysis carried out with GRD images and VV polarization, 4 of them (33.3%) corresponding to the first date after the oil spill, but they were located further away from the oil spill, even though where the oil flowed forming a narrow runoff according to the images of the oil spill.

In the oil spill B, 256 and 254 values were above zero in SLC VH and VV polarizations respectively. The index presented positive values for three pixels in the first SLC-VH image after the occurrence and one pixel for the SLC-VV image, but they did not coincide with the coordinates of the leakage. From the 246 and 266 pixels with values above zero in the analysis carried out with GRD-VH and GRD-VV image and polarizations respectively, 5 and 4 positive values corresponded to the first images after the occurrence and no pixel matches the coordinates of the oil spill.

From the 103 pixels presenting a value above zero for SLC-VH images in the case of the oil spill C, one corresponded to the first image after the episode and it was not located closed to the coordinates of the leakage. 109 pixels presented values above zero in the analysis carried out with SLC-VV image and polarization, one pixel located outside the path of the pipeline, in the first date after the oil spill. In the analysis using GRD-VH and GRD-VV image and polarizations, the index was positive for 114 and 128 pixels respectively. 2 pixels, both located away from the oil spill, coincided with the first date after the episode for VH polarization. 4 pixels, one of them

(0.78%) in the coordinates of the oil spill, were positive in the first image with VV polarization after the occurrence.

Table 3.2. Performance of three methods in oil spills A, B and C with SLC and GRD images and VH and VV polarizations.

	Piedra Negra			Nazareth				Chambira			
	GRD - SDV		GRD - SSV	SLC		GRD		SLC		GRD	
	VH	VV	VV	VH	VV	VH	VV	VH	VV	VH	VV
n	88	88		480	480	480	480	348	348	372	408
Method 1	5	2		14	14	22	22	11	10	14	12
Method 2	1	0		9	101	0	52	5	21	0	5
Method 2bis	4	3		47	240	2	151	16	109	0	17
Method 3	1	0		5	13	0	8	3	7	0	4
Method 3bis	4	1		10	14	1	18	4	10	0	5
n	792	792		9600	9600	9600	9600	4176	4176	4464	4896
Method 1	14	17		263	269	267	274	112	118	122	131
Method 2	1	1		262	1260	4	471	103	407	5	131
Method 2bis	5	16		1108	3728	50	1380	422	1367	26	527
Method 3	1	1		94	184	3	88	40	72	4	56
Method 3bis	5	3		165	240	23	167	65	100	13	88

3.3.2. OIL SPILL DETECTION WITH INDEX 2

For the oil spill A and in the analysis carried out with GRD-VH images, one pixel (100%) presented a value above the oil detection threshold, coinciding with the subsequent date to the incident and at the same coordinates. In the analysis using GRD-VV images, one pixel was identified as oil covered and corresponded to the second date after the incident and was located 215 meters from the leakage, in the path followed by oil according to the images reported by monitors.

262 pixels presented values above the mean add standard deviation in the analysis carried out of the oil spill B with SLC-VH image and polarization,

9 of them corresponding to the first image after the occurrence and 2 (0.76%) of these pixels were located around the coordinates of the leakage. In the analysis using SLC-VV, 1260 pixels presented a value above the oil detection threshold, 34 of them in the following image after the occurrence and spatially distributed by all the analyzed area. In the analysis carried out with GRD-VH images, 4 pixels presented values over the oil detection threshold, none of them in the first image after the oil spill. 471 pixels presented values above the mean add the standard deviation in the analysis using GRD-VV images, 13 of them in the subsequent image to the episode and one (0.21%) at the coordinates of the oil polluted area.

In the case of the oil spill C, 103 and 407 pixels obtained a value above the oil detection threshold in the analysis using SLC-VH and SLC-VV image and polarizations respectively. One pixel (0.25%) coincided with the first date after the incident and the coordinates of the oil spill in the analysis with SLC-VV. In the analysis carried out with GRD-VH images 4 pixels had values over the threshold, none in the date after the occurrence. From the 131 pixels presenting a value over the oil detection threshold in the analysis using GRD-VV images, one corresponds to the first date after the episode and it was not located at the coordinates of the oil spill.

Since the percentage of success of the index for the oil spill A with GRD-VH images was 100%, the method was validated in a buffer of 50m around the pipelines present in the whole crop of the Sentinel 1 image used for the analysis and in the first image after the incident. 87 pixels were identified as potentially oil-covered from a total of 62,195 pixels.

3.3.3. OIL SPILL DETECTION WITH INDEX 3

From the 8 pixels presenting a value above 3 times the standard deviation in the analysis carried out in the oil spill A with GRD-SDV images and VH polarization, 4 (50%) were located at the coordinates of the leakage in the first image after the incident. Applying the index to images with VV polarization, 10 pixels were classified as oil-covered but no one in the first image after the occurrence.

In the case of the oil spill B and the analysis carried out with SLC images, 153 and 148 pixels from a total of 9,360 pixel presented a value above the threshold to be considered oil covered in VH and VV polarizations respectively. None of them coincided with the first image after the episode in the coordinates around the leakage. In the analysis with GRD images, 141 and 144 pixels were classified as oil covered according to the index, none of them in the first date after and coordinates of the leak.

59 pixels were classified as oil covered in the analysis carried out in the oil spill C with SLC images and VH polarization, and 62 with VV polarization, of which one in the first image after the incident and in the coordinates of the leakage. In the analysis with GRD images, 65 and 74 pixels presented an index value above 3 times the standard deviation with VH and VV polarizations respectively, two of them (2.70%) in VV polarization, coinciding with the first date after the occurrence and the coordinates of the leak.

3.3.4. OIL SPILL DETECTION WITH INDEX 4

One pixel achieved two conditions of the index both in the analysis carried out with GRD-VH and GRD-VV images in the oil spill A. Two pixels identified as oil-covered coincided with the two selected pixels in the application of the index 2, therefore the percentage of success in the case of VH polarization was 100%.

In the application of the index for SLC images for the oil spill B, 94 and 184 pixels were identified as oil-covered for VH and VV polarizations respectively, none of them coinciding with coordinates and the first date after the leakage. In the analysis carried out using GRD images with VH and VV polarizations, 3 and 86 pixels accomplished the two conditions of the index respectively.

In the case of the oil spill C, 40 and 72 pixels were identified as potentially oil-covered using SLC-VH and SLC-VV images respectively, and 4 and 51 pixels in the analysis carried out with GRD-VH and GRD-VV images respectively, none of them coinciding with the first date and the coordinates of the leakage.

3.3.5. ISODATA UNSUPERVISED CLASSIFICATION OF OIL SPILLS

In the case of the oil spill A, area was classified in 920 clusters using a minimal similarity between classes of 0.5 and in 17 categories applying a minimal similarity between classes of 2. The mean surface of the set of clusters in the first case was 1.8 ha being the minimum 0.03 ha. On the second 52.8 ha for the second case, with a minimum of 0.47 ha. Therefore,

using a minimal similarity of 2, all the resulting categories presented a greater area than that was covered by the oil spill. In the second parameterization, a minimal similarity of 0.5 was applied. The pixel corresponding to the coordinates of the only pixel identified as potentially oil-covered in the application of the algorithms 2 and 4, was classified in a cluster together with other 22 pixels distributed by all the Sentinel image split. 3 of these pixels were located into a buffer of 50 meters from pipelines.

Area around the oil spill B was classified in 814 clusters using a minimal similarity of 0.5, without highlighting any differentiated cluster in the coordinates close to the leak. The result of the classification carried out using a minimal similarity of 2 obtained 12 categories, none of them attributable to the oil spill. Neither in the vicinity of spill C it was possible to identify a differentiated cluster in the classification using a minimal similarity of 0.5 from the 593 in total that could be related to an area covered by oil. With a minimal similarity of 2, 12 clusters were obtained, none of them corresponding to an oil-covered area.

3.4. DISCUSSION

The results of these novel methodologies that we present are not comparable with methods used for the detection of oil spills through SAR images in oceans, due to the specific characteristics of oil spills that occur in tropical environments. The reduced dimensions of the contaminated surfaces implied working at the pixel level, without applying a multilook processing previously to avoid worsen spatial resolution, which means that analyzed images had a high speckle effect characteristic of forest areas. To

overcome this limitation, the means and standard deviations were used either in the algorithm or in the threshold for the oil-covered pixel detection.

We assessed the performance of four algorithms for the detection of oil spills in tropical rainforests. Within this section, the initial research objectives mentioned in the introduction were discussed.

3.4.1. IDENTIFY THE MOST ACCURATE ALGORITHM FOR THE OIL SPILL DETECTION IN TROPICAL RAINFORESTS

The most accurate algorithms for oil spill detection according to the study were the used in the indexes 2 and 4 with GRD-VH images. This methodologies were able to identify the oil spill A with an accuracy of 100% and while any identified pixels as oil-covered in two other study cases coincided with the dates and coordinates of analysed oil spills, only 3 and 4 pixels were selected from a total of 9,120 and 4,176 data respectively. Identified pixels applying these two methods in the oil spill A were the same, for the fact that the index 4 is based in two conditions, being one of the two the same algorithm used for the index 2, which turns out to be the most restrictive. Nonetheless, the rest of the pixels identified in oil spills B and C with these two algorithms, as well as in the oil spill A validation, were not likely to correspond to oil-covered areas, except 3 of the 87 identified pixels of the validation, located next to a pipeline.

3.4.2. UNDERSTAND OIL SPILL DETECTION ALGORITHMS ACCURACY AND LIMITATIONS

The best performance was obtained in the oil spill A, occurred in Piedra Negra a free tree cover area and the oil covered a bare soil flat area. Although some studies concluded that VV polarization can be used more efficiently for offshore oil spill detection due to the high dielectric constant of the sea surface (Arslan, 2018; Prastyani and Basith, 2018), results obtained from analysis with GRD and VH polarization were more accurate in tropical rainforests. Thresholds to detect oil-covered pixels were chosen empirically, based in the analysis of the pixel values evolutions during the time series.

However, we found certain limitations in the use of SAR Sentinel 1 images for oil spill detection in rainforests:

- Frequency of the C band, with a reduced capacity to cross the dense canopies of vegetation characteristic of tropical rainforests, together with an incidence angle above 29.1° in Sentinel 1 IW imagery, were a determining limitations for the identification of areas covered with oil. The absence of trees allowed the penetration of the radar beam to the ground without any interferences in the case of the oil spill A, which could be decisive for the identification of the area contaminated by oil.
- Despite oil-covered area in the three analyzed oil spills was higher than 300 m², spatial resolution of Sentinel 1 could be a limitation given that, due to the dimensions of the polluted areas, probably no pixels or very few would be completely covered by oil.
- The revisit time, principally prior Sentinel 1B was launched, gave sufficient time for the oil company to carry out any action in the area of the oil spill that could affect in the detection accuracy. The

community-based monitoring program carried out in oil blocks 8 and 192 does not always incorporate information on remediation actions.

The orography could also play an important role in the performance of the presented methods, and it probably was decisive so that spill B, which took place in a tree cover free but less flat area, did not obtain satisfactory results. Standard deviation of the MDE SRTM was calculate for three ambits used for ISODATA clustering to validate this hypothesis and resulted to be higher (11.11) for the oil spill B than for oil spills A (9.66) and C (4.32).

3.5. CONCLUSION

In this chapter the performance of five different methods based on the analysis of Sentinel 1 image time series for oil spill detection in tropical rainforests were assessed. Three oil spills were analysed to evaluate the accuracy of all proposed methodologies. Algorithm 2, in which the difference between a pixel value in an image with respect to the value of the previous one, is added to the difference in the value of that same pixel with respect to the value in the subsequent image, obtained more efficient results in identifying oil spills. Analysis carried out using GRD-VH images and polarization got more satisfactory results. Nonetheless, due to the limitations of Sentinel 1 images, whether due to C-band frequency, angle of incidence, spatial resolution or revisit time, the desired performance was not achieved in any of the proposed methods.

Even so, we are confident in the potential of SAR images for the oil spill detection in tropical rainforests, mainly for their ability to image even in the presence of clouds, and we think that it would be worthwhile to continue

the research based on frequencies with higher capacity to penetrate under the tree canopy, such as L-band images, or to support analysis based on multispectral images in case of long periods with cloud presence.

CHAPTER IV



DETECCIÓN DE ÁREAS CONTAMINADAS POR HIDROCARBUROS EN BOSQUES TROPICALES MEDIANTE IMÁGENES LANDSAT: RECONSTRUCCIÓN HISTÓRICA DE LOS IMPACTOS DE LA ACTIVIDAD PETROLERA EN LA RESERVA NACIONAL DEL PACAYA- SAMIRIA

Abstract

Oil extraction is one of the greatest environmental threats of the western Amazon. In northern Peru, oil companies have discharged large amounts of crude oil and produced waters directly into the environment for 40 years, causing serious damages to the health of ecosystems and indigenous communities. In this chapter, three remote sensing indices with different sensitivity are proposed for the detection of oil-polluted areas. The indices are based on the specificity of the oil spectral reflectance in the wavelengths of the Landsat images spectral bands, which allows, through the imposition of thresholds, to discriminate the contaminated areas from the rest of the characteristic covers in tropical rainforests. Through the application of these indices, the evolution of the areas contaminated by hydrocarbons in the Yanayacu production center, located inside the Pacaya-Samiria National Reserve, has been reconstructed between 1985 and 2007.

Resumen

La actividad extractiva de petróleo constituye una de las mayores amenazas de la Amazonía occidental. En el norte de Perú, las compañías petroleras descargaron, durante 40 años, grandes cantidades de crudo y aguas de producción directamente en el medio, causando graves daños en la salud de los ecosistemas y las comunidades indígenas. En el presente capítulo, se proponen tres índices de diferente sensibilidad, para la detección de áreas contaminadas por hidrocarburos. Los índices se basan en la especificidad de la reflectancia espectral del petróleo en las longitudes de onda de las bandas espectrales de las imágenes Landsat, la cual permite, a través de la imposición de ciertos umbrales, discriminar las áreas contaminadas del

resto de cubiertas características de los bosques tropicales húmedos. A través de la aplicación de los tres índices, se ha reconstruido la evolución de las áreas contaminadas por hidrocarburos en el centro de producción de Yanayacu, situado en el interior de la Reserva Nacional Pacaya-Samiria entre los años 1985 y 2007.

4.1. INTRODUCCIÓN

La industria extractiva de petróleo lleva cinco décadas explotando los yacimientos descubiertos a finales de la década de 1960 en la Amazonía norperuana. En 2018, existían cinco concesiones activas para actividades de explotación de hidrocarburos y cuatro para actividades de exploración (Ministerio de Energía y Minas, 2017). Las cuencas de los ríos Pastaza, Corrientes, Tigre y Marañón, ubicadas al norte de la región de Loreto, constituyen la zona de extracción petrolera más importante de esta área. Los lotes petroleros 8 y 192 (anteriormente 1AB), situados sobre estas cuencas, iniciaron su actividad a inicios de la década de 1970 y pronto se convirtieron en los más productivos del país, llegando a extraer entre los dos lotes en 1982, hasta un máximo de 150.000 barriles de petróleo al día, de los cuales 120.000 bodp correspondían al ex lote 1AB y 30.000 al lote 8 (Petroperu S.A., 1983; Orta-Martínez and Finer, 2010; UNDP, 2018).

Sin embargo, la actividad petrolera constituye una de las mayores amenazas para la Amazonía occidental (Finer and Orta-Martínez, 2010; Butt *et al.*, 2013), tanto por los impactos directos que genera sobre los ecosistemas y la salud de las comunidades indígenas, como por sus impactos indirectos, con la construcción de nuevas carreteras que se adentran hacia áreas cada vez más remotas, dando así, respuesta a la creciente demanda de petróleo a

nivel mundial (Butt *et al.*, 2013; OPEC, 2016). Durante los procesos de perforación se generan grandes cantidades de desecho crudo y agua de formación, con una gran carga de hidrocarburos aromáticos policíclicos y metales pesados, que a menudo se descargan directamente al medio ambiente o se eliminan en fosas de desechos (Rourke and Connolly, 2003). También ocurren un número elevado de vertidos accidentales, principalmente durante la extracción y transporte del crudo (Mena *et al.*, 2016). Frecuentemente ocurre que, en países de renta media y baja, la falta de inversiones y de mantenimiento de infraestructuras, a menudo obsoletas, es la causa de vertidos reiterados de crudo y aguas producidas en el medio, agravando aún más la situación (UNDP, 2018). En los lotes petroleros 8 y 192, las aguas producidas, que en el promedio global suponen un 70% del volumen extraído de los pozos petroleros y contienen concentraciones elevadas de hidrocarburos y metales pesados (Fakhru'l-Razi *et al.*, 2009), fueron directamente descargadas al medio sin tratamiento previo hasta 2007-2009, dependiendo de los centros de producción. En dichos lotes, el corte de agua de producción se ha incrementado sustancialmente con el paso del tiempo, y si era del orden del 50% de los fluidos extraídos a principios de la década de 1980, actualmente se acerca al 99% (UNDP, 2018). Recientemente, una queja presentada a la OCDE denuncia la existencia de 1.963 sitios en el lote contaminados por la presencia de hidrocarburos ([Queja OCDE](#)).

La mediocridad de los estándares operacionales empleados por las compañías concesionarias de la Amazonía norperuana, han provocado graves daños en los ecosistemas y la salud de las personas (Orta-Martínez *et al.*, 2007, 2018a; Yusta-García *et al.*, 2017; Orta-martínez, Pellegrini and Arsel, 2018; Rosell-Melé *et al.*, 2018; Cartró-Sabaté *et al.*, 2019). Un estudio llevado a cabo por el Ministerio de la Salud en la cuenca del río Corrientes, determinó que el 98,6% y el 66% de los indígenas con edades

comprendidas entre los 2 y 17 años, así como el 99,2% y el 79% de los adultos presentaban niveles de cadmio y plomo en sangre, respectivamente, que excedían los límites permisibles (DIGESA, 2006). Además, también se han detectado que los indígenas que viven cerca de las instalaciones petroleras presentan niveles de mercurio, cadmio y plomo que podrían ser perjudiciales para la salud (O'Callaghan-Gordo *et al.*, 2018).

Los diversos programas adoptados para la preservación del entorno natural y la remediación de los impactos producidos por la actividad de las compañías operadoras, como los Programas de Adecuación y Manejo Ambiental (PAMA) y Planes Ambientales Complementarios (PAC) que fueron aprobados tanto en el lote 8 como el 192, no obtuvieron el resultado esperado en la reducción de los impactos. Así, debido a la persistente contaminación hidrocarburífera, finalmente el gobierno peruano aprobó la Declaratoria de Emergencia Ambiental y Sanitaria de las cuencas del Pastaza, Tigre, Corrientes y Marañón en 2013 (Ministerio del Ambiente, 2013c, 2013b, 2013a, 2014a, 2014b).

A pesar de la aprobación de estos planes, diversos autores afirman que han persistido malas praxis por parte de las compañías petroleras. Según Y. Campanario y C. Doyle (2017), frecuentemente, la estrategia mantenida por las compañías consiste en presentar alegaciones y alargar el máximo los procesos judiciales y planes de remediación, beneficiándose de la baja capacidad del gobierno peruano para proteger los derechos de los pueblos indígenas e imponer estándares ambientales adecuados para suelos y aguas superficiales. En el lote 8, la empresa concesionaria Pluspetrol Norte S.A. reconoció, durante un procedimiento administrativo sancionador, haber incumplido los compromisos de remediación de cuatro sitios contaminados ubicados en el centro de producción de Yanayacu, situado en el interior de la Reserva Nacional Pacaya-Samiria (RNPS). Aunque el compromiso asumido provenía del PAC, es decir, un plan elaborado en 2005 por la

propia compañía, en 2009 la petrolera solicitó la inejecutabilidad del compromiso adquirido, y un año más tarde acabó presentado una demanda contra el Ministerio de Energía y Minas del Gobierno de Perú (MINEM) para que se ordenara dejar en suspenso el cumplimiento de las obligaciones colaterales o ejecución de garantías vinculadas a la ejecución del PAC. A pesar de ello, acabó siendo multada en 2013.

La Amazonía peruana, además de tratarse de una de las regiones con mayor biodiversidad del planeta para taxones como las aves, peces, anfibios, primates y plantas vasculares (Terborgh *et al.*, 1990; Puertas and Bodmer, 1993; Doan and Arriaga, 2002; Ter Steege *et al.*, 2003; Pitman *et al.*, 2008), es uno de los últimos territorios que poseen grandes extensiones de bosque tropical primario continuo, lo cual le otorga carácter de prioritario en la mayoría de inventarios globales de biodiversidad (Oliveira *et al.*, 2007). La RNPS, una vasta extensión de llanuras inundables situada entre los ríos Marañón y Ucayali, es la mayor área natural protegida de la Amazonía peruana. No obstante, este ecosistema de extraordinario valor ecológico, no está exento de los impactos provocados por la actividad petrolera, ya que el centro de producción de Yanayacu del lote petrolero 8, dotado de X pozos de extracción, se encuentra dentro de los límites de la Reserva.

La teledetección mediante sensores remotos puede suponer una alternativa eficaz y económicamente viable a la actual falta de sistemas de detección temprana de fugas de petróleo en regiones remotas de los bosques tropicales globales en países con limitadas capacidades de fiscalización. Efectivamente, la teledetección permite realizar seguimientos a nivel regional, estatal e incluso global de una manera eficaz y a bajo coste. Así, por ejemplo, en las últimas décadas se han desarrollado numerosos sistemas de monitoreo y de alerta casi en tiempo real (NRTM, por sus siglas en inglés) entre otras finalidades, para la detección y monitoreo de la deforestación, la perturbación o los incendios forestales. Así, a principios

de los años 2000, el uso de alertas NRTM contribuyó a una reducción de la deforestación en la Amazonía brasileña; y en 2016, el *Global Land Analysis & Discovery Laboratory* de la Universidad de Maryland implementó un sistema de alerta semanal de deforestación en todos los bosques tropicales del mundo a partir de imágenes Landsat (Hansen *et al.*, 2016): el [Global Forest Watch](#).

La detección remota de vertidos de petróleo se inició en la década de 1970 desde aviones, y a partir de 1990 también desde plataformas satelitales. Si bien está extensamente documentada en ambientes marinos (Girard-Ardhuin, Mercier and Garello, 2003; Keramitsoglou, Cartalis and Kiranoudis, 2006; Pisano, Bignami and Santoleri, 2015; Mityagina and Lavrova, 2016; Topouzelis and Singha, 2016; Ivanov *et al.*, 2018; Kolokoussis, 2018; Tong *et al.*, 2019; Chaturvedi, Banerjee and Lele, 2020), los estudios sobre superficies terrestres son escasos y prácticamente inexistentes en bosques tropicales. Si bien se han llevado a cabo estudios indirectos, que estudian la zonas contaminadas por petróleo a través del estrés que produce en la vegetación, la mayoría de estas investigaciones han sido desarrolladas en bosques templados (Li, Ustin and Lay, 2005; Meudec *et al.*, 2007; Hese and Schmulius, 2009; Khanna *et al.*, 2013). Aun así, existen un número reducido de estudios llevados a cabo en las selvas tropicales del Delta del Níger y en el Amazonas, en que se ha estudiado el estrés provocado por la contaminación de hidrocarburos sobre la vegetación tropical (Adamu, Tansey and Ogutu, 2015; Arellano *et al.*, 2015, 2017). Sin embargo, el estudio de la vegetación no permite realizar una valoración de la presencia de hidrocarburos en el territorio en un determinado momento, ni realizar una estimación directa de la superficie contaminada.

Estudios realizados sobre las propiedades de reflectancia espectral de los hidrocarburos demostraron que éstos presentan bandas de máxima absorción entorno a las longitudes de onda de 1,2 μ m, 1,72-1,75 μ m y 2,31-

2,35 μ m (Cloutis, 1989; Liu, Zhang and Wang, 2016). Algunas de estas bandas de absorción de los hidrocarburos, coinciden con las longitudes de onda de las bandas espectrales B5 y B7 del Landsat 5TM.

En el presente capítulo, se evalúa la eficacia de tres índices propuestos para la detección de áreas contaminadas por hidrocarburos en bosques tropicales basados en el análisis de imágenes de media resolución espacial del satélite Landsat 5TM. Los tres índices se fundamentan en el cumplimiento de una serie de condiciones en algunas de las bandas espectrales, a fin de discriminar las áreas contaminadas por hidrocarburos del resto de cubiertas características de los bosques tropicales, todo ello con un mínimo preprocesamiento de las imágenes. El objetivo radica en ofrecer una metodología eficaz y sencilla, aplicable sin la necesidad de la creación previa de ningún tipo de máscaras para la imagen, capaz de detectar las áreas que históricamente han sido contaminadas por las diferentes compañías operadoras. El uso de imágenes Landsat 5TM, puesto en órbita en marzo de 1984, permite además retroceder en el tiempo y realizar una reconstrucción histórica desde ese momento de los impactos provocados por la actividad extractiva de petróleo en la Amazonía peruana.

Los tres índices propuestos coinciden en que los umbrales impuestos en las diferentes bandas permiten detectar las áreas contaminadas por petróleo sin la necesidad de crear previamente máscaras de nubes y sombras, lo cual simplifica su aplicación y posibilita su uso en las regiones tropicales, donde la cobertura nubosa es tan persistente. A día de hoy, la efectividad de las imágenes SAR, capaces de obtener información tanto de la superficie terrestre como de los primeros centímetros del subsuelo e incluso bajo condiciones de nubosidad, no ha sido demostrada en bosques tropicales. Por lo tanto, un método que, estando basado en imágenes multiespectrales, sea capaz de detectar las áreas contaminadas por hidrocarburos con un mínimo procesamiento de las imágenes, resulta especialmente útil.

El estudio ha sido llevado a cabo sobre una serie temporal de 22 años de imágenes del sector E del lote petrolero 8, donde se encuentra el centro de producción de Yanayacu, así como sobre una imagen en la que queda incluida la totalidad del lote 192 y el sector A del lote 8. A pesar de estar situado en el interior de una Reserva Nacional, las aguas de producción de Yanayacu fueron descargadas directamente sobre la laguna situada junto al centro de producción durante 28 años.

4.2. MATERIALES Y MÉTODOS

Este capítulo presenta una metodología para la detección de las áreas contaminadas por petróleo y los resultados de la aplicación de tres índices basados en dicha metodología sobre tres áreas de estudio. Los tres índices se basan en el cumplimiento, por parte de los píxeles de imágenes Landsat 5TM, de una serie de condiciones en sus bandas B1, B2, B4, B5 y B7 (sección 2.3). Tanto para la obtención de valores de referencia como para la validación de los índices (sección 2.4), ha sido utilizada una serie temporal de 17 imágenes de los años 1985-2007, previamente corregidas y calibradas radiométricamente (sección 2.2). Las tres áreas de estudio sobre las cuales se ha llevado a cabo el análisis se encuentran en la Amazonía norperuana (sección 2.1).

4.2.1. ÁREA DE ESTUDIO

El análisis ha sido llevado a cabo sobre tres áreas de estudio, todas ellas situadas en las cuencas de los ríos Pastaza, Corrientes, Tigre y Marañón, en la región amazónica norperuana de Loreto. La actividad exploratoria y extractiva de petróleo en estas cuencas comenzó a principios de la década de 1970 e incluye los lotes petroleros 8 y 192 (anteriormente 1AB).

El lote 8 consta de 5 sectores (A, B, C, D y E), de los cuales el sector E se encuentra íntegramente en el interior de la RNPS. Desde el inicio de la década de 1970 y hasta 1996, la actividad del lote 8 estuvo en manos de la empresa nacional peruana de hidrocarburos Petroperú. A partir de ese momento, y fruto de un proceso de privatización de la actividad, se llevó a cabo la cesión de contrato en favor de la compañía argentina Pluspetrol Perú Corporation, la cual se encuentra a cargo de la explotación hasta el año 2024 a través de su filial Pluspetrol Norte S.A.

La actividad en el centro de producción de Yanayacu, en el sector E, comenzó en el año 1970, siendo uno de las más antiguas de la Amazonía norperuana. El petróleo extraído se bombea a través de un oleoducto hasta la estación de bombeo n°1 del oleoducto norperuano en San José de Saramuro. Las aguas producidas, que pueden contener una gran concentración de cloruros, hidrocarburos aromáticos, metales pesados como mercurio, cadmio o plomo (Neff, 2008), fueron descargadas directamente en la laguna situada junto al centro de producción hasta el año 1995. A partir de ese momento, el 25% era transportado mediante un acueducto hasta la quebrada o arroyo de Huistoyanayaquillo, donde era igualmente descargada sin ningún tipo de tratamiento. Mientras, el 75% restante continuaba siendo vertido a la laguna junto al centro de producción y drenada en dirección sur, hacia el corazón de la RNPS. En 1998 entró en funcionamiento un nuevo acueducto que transportaba las aguas de

producción al río Marañón, donde eran descargadas sin tratamiento previo, hasta que, en 2008, tras la implementación del Decreto Supremo N° 002-2008 (Ministerio del Ambiente, 2008), se exigiera la reinyección de las aguas de producción en pozos petroleros vacíos (Powers, 2008). En 1997, un año antes de dejar de descargar en la laguna, la producción de agua de formación era de 126.000 barriles diarios (MINEM, 1998). En 2006, fue aprobado el Plan Ambiental Complementario (PAC) del lote petrolero 8, el cual recogía 4 áreas contaminadas alrededor del centro de producción de Yanayacu. Sin embargo, en 2013, la empresa Pluspetrol Norte S.A. fue sancionada con más de 8,3 millones de dólares por no haber culminado las labores de remediación del yacimiento Yanayacu incluidas en el PAC (Resolución N° 006-2013-OEFA/TFA).

A pesar de que la declaración del Pacaya Samiria en el 1972 como Reserva Nacional (Decreto Supremo N°06-72-PE) fuera posterior al inicio de la actividad petrolera en el yacimiento de Yanayacu, ya en la década de 1940 había sido declarada Zona Reservada (Resolución Suprema n° 68; (Resolución Suprema n° 887 y Resolución Suprema n° 217). La RNPS alberga una biodiversidad extraordinaria de especies de fauna y flora silvestres adaptadas a las inundaciones estacionales, algunas de las cuales presentan la categoría de amenazadas a nivel nacional.

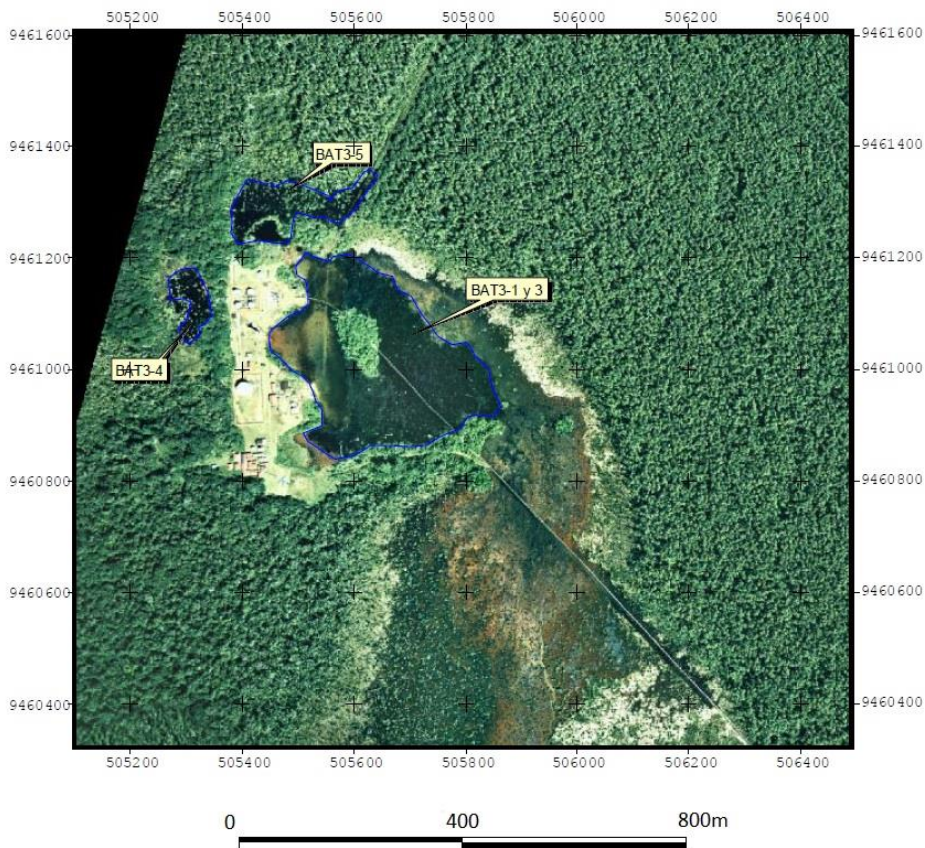


Figura 4.1. Imagen aérea tomada en 1997 por Horizons, INC. Sitios incluidos en el PAC del lote petrolero 8. Fuente: PAC Lote 8 (2005).

El lote petrolero 192 se extiende sobre una superficie de prácticamente medio millón de hectáreas. Incluye 13 yacimientos, 9 centros de producción y han sido perforados 247 pozos de extracción. Desde el inicio de la actividad a principios de la década de 1970 hasta el 2001, el lote fue operado por la compañía Occidental Petroleum Corporation of Peru (Oxy). En 2001 la concesión pasó a manos de Pluspetrol Corporation S.A. (más tarde Pluspetrol Norte S.A.), hasta que en 2015 fue nuevamente transferida a manos de Pacific Stratus Energy (subsidiaria de la Canadian Pacific

Exploration & Production, actualmente Frontera Energy Corporation). El PAC del entonces llamado lote 1AB (ahora 192), aprobado en 2006, establecía 75 sitios contaminados para ser remediados.

El petróleo producido por estos dos lotes es transportado hasta el puerto de Bayóvar, en la costa pacífica, a través del Oleoducto Norperuano (ONP), que iniciando su recorrido en San José de Saramuro tiene una longitud de 1.100km. Entre Andoas y la estación 5 del ONP, el petróleo producido en el lote 192 se transporta a través del Oleoducto Ramal Norte.

El área de estudio A corresponde a una selección de 216 píxeles situados en las proximidades del centro de producción de Yanayacu y ha sido utilizada para obtener unos valores de referencia de la respuesta espectral de las cubiertas analizadas, es decir, las áreas contaminadas por las descargas directas de crudo y aguas de formación e incluidas en el PAC del lote 8, y a aquellas cubiertas que, siendo características de las áreas de bosques tropicales húmedos, presentan una respuesta espectral más próxima a las áreas contaminadas por petróleo y, por tanto, son más difíciles de discriminar (véase figura 4.3). La selección de los píxeles de cada una de las categorías se ha realizado seccionando en dirección N-S o E-W y de una orilla a la otra, el área contaminada incluida en el PAC, las lagunas y los ríos de aguas blancas y negras. Todos los píxeles incluidos en dichas secciones han sido escogidos para la determinación del índice. De la selección de 216 píxeles, 34 corresponden a áreas contaminadas por petróleo situadas junto a Yanayacu e incluidas en el PAC del lote 8; 72 a lagunas o cochas; 69 a ríos de aguas blancas ricos en sedimentos minerales que nacen en la cordillera de los Andes; y 41 a de ríos tributarios que nacen en la propia selva denominados de aguas negras, que presentan poca materia en suspensión y un alto contenido en materia orgánica.

El área de estudio B tiene una extensión rectangular de 372.654,45 ha, es decir que incluye 4.140.608 píxeles, y abarca el extremo noroccidental de la RNPS, (véase figura 4.2). El área incluye el centro de producción de Yanayacu y la totalidad del sector 8E, el oleoducto que conduce el petróleo extraído en Yanayacu hasta el río Marañón, y una sección de aproximadamente 80 km (Tramo 1, entre las estaciones 1 y 5) del ONP en que transcurre paralelo al río Marañón. Los tres índices han sido validados sobre el área de estudio B y para el conjunto de la serie temporal.

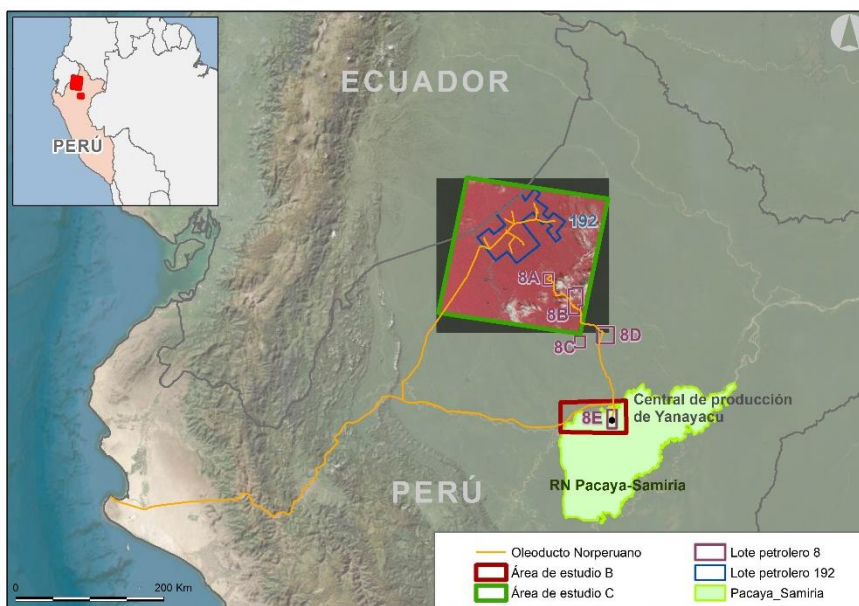


Figura 4.2. Áreas de estudio B y C.

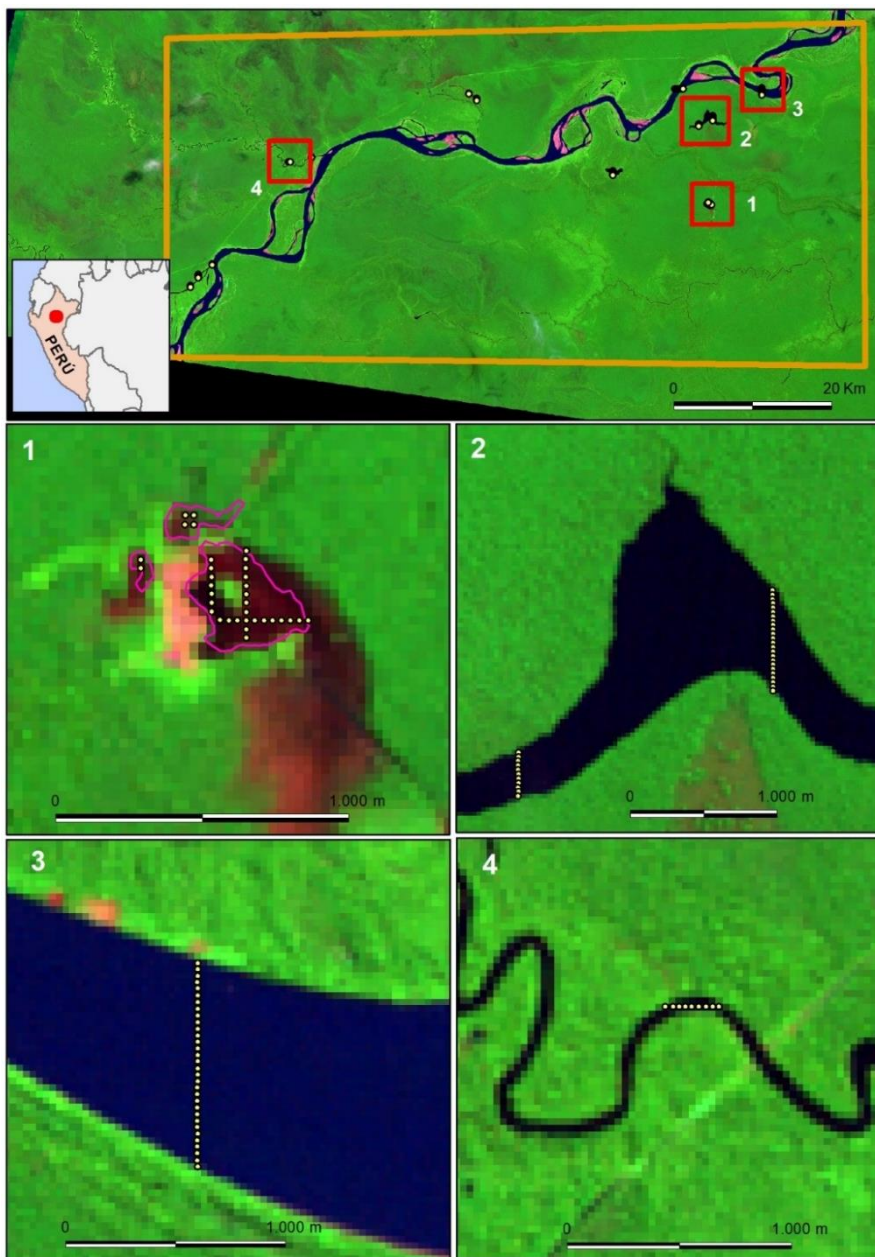


Figura 4.3. Áreas de estudio A y B. Arriba en color naranja, área de estudio B. En la figura 4.3.1, en color rosa, los límites de los sitios PAC del lote 8 junto al centro de producción de Yanayacu. En amarillo, píxeles seleccionados para la obtención de valores de referencia de la cubierta “Área contaminada por petróleo”; En la figura 4.3.2, píxeles seleccionados para la obtención de valores de referencia de la cubierta “Lagunas”; En la figura 4.3.3, píxeles seleccionados para la obtención de valores de referencia de la cubierta “Ríos de aguas blancas”; y en la figura 4.3.4, píxeles seleccionados para la obtención de valores de referencia de la cubierta “Ríos de aguas negras”.

El área de estudio C abarca la totalidad de la escena path/row 008/062 de las imágenes Landsat 5TM, que incluye la totalidad del lote petrolero 192, así como el sector A del lote 8. El área engloba un total de 38.766.496 píxeles. Los tres índices han sido validados sobre esta área de estudio en una sola imagen del año 1993.

4.2.2. IMÁGENES DE SATÉLITE

Para realizar el análisis ha sido utilizada una serie temporal de 17 imágenes Landsat 5TM Level 1 Terrain Correction (path / row: 007 / 063) entre los años 1985 y 2007 (véase tabla 4.1), coincidiendo con la primera imagen Landsat 5TM libre de nubes disponible de la zona de estudio, y el año en que se aprueba la reinyección de las aguas producidas, prohibiéndose su vertido a los cuerpos de agua superficiales de la región. Siempre que ha sido posible, se ha utilizado una imagen anual en la que el centro de producción de Yanayacu, el oleoducto hasta el río Marañón y el oleoducto norperuano situado al norte del río Marañón, estuvieran mayormente libres de nubosidad. En la mayoría de los casos, las imágenes utilizadas correspondían a la época de vaciante, entre los meses de junio y octubre y cuando el nivel de los cursos fluviales y áreas inundadas es más bajo. Dada la baja disponibilidad de imágenes, también se han incluido cuatro imágenes de la época de creciente para los años 1988, 1993, 1998 y 2006.

Por último, se ha utilizado una escena (path/row: 008/062) de 1993 para la validación de los tres índices sobre esta imagen, que incluye el lote 192 y el sector A del lote 8.

Tabla 4.1. Imágenes Landsat 5TM utilizadas durante el análisis y validación.

Fecha	Path / Row	Tipo de análisis
6 de agosto 1985	007 / 063	Calibración y Validación
9 de agosto 1986	007 / 063	Calibración y Validación
3 de enero 1988	007 / 063	Calibración y Validación
29 de julio 1988	007 / 063	Calibración y Validación
14 de junio 1989	007 / 063	Calibración y Validación
6 de junio 1992	007 / 063	Calibración y Validación
23 de noviembre 1993	008 / 062	Validación
14 de julio 1994	007 / 063	Calibración y Validación
19 de septiembre 1995	007 / 063	Calibración y Validación
3 de julio 1996	007 / 063	Calibración y Validación
22 de mayo 1998	007 / 063	Calibración y Validación
10 de agosto 1998	007 / 063	Calibración y Validación
13 de agosto 1999	007 / 063	Calibración y Validación
21 de octubre 2001	007 / 063	Calibración y Validación
9 de julio 2004	007 / 063	Calibración y Validación
13 de agosto 2005	007 / 063	Calibración y Validación
12 de mayo 2006	007 / 063	Calibración y Validación
19 de agosto 2007	007 / 063	Calibración y Validación

Las imágenes Landsat 5TM constan de 7 bandas espectrales, 6 de las cuales situadas entre el visible y el infrarrojo (IR) medio y con una resolución espacial de 30 metros, mientras que la banda B6 pertenece a la región del térmico y presenta una resolución espacial de 120 metros (véase tabla 4.2).

Tabla 4.2. Longitud de onda y resolución espacial de las bandas del satélite Landsat 5TM.

Banda	Longitud de onda	Resolución espacial
Banda 1	Visible (0.45 - 0.52 μm)	30 m
Banda 2	Visible (0.52 - 0.60 μm)	30 m
Banda 3	Visible (0.63 - 0.69 μm)	30 m
Banda 4	IR cercano (0.76 - 0.90 μm)	30 m
Banda 5	IR cercano (1.55 - 1.75 μm)	30 m
Banda 6	Térmico (10.40 - 12.50 μm)	120 m
Banda 7	IR medio (2.08 - 2.35 μm)	30 m

A fin de lograr un método que pueda ser aplicado globalmente en todos los bosques húmedos, se ha pretendido que el análisis de las imágenes fuera lo más sencillo posible, sin la necesidad de crear máscaras de nubes y sombras, ya sea de manera automática o manual. La metodología propuesta requiere un preprocesamiento mínimo de las imágenes Landsat 5TM, que consiste en una calibración y corrección radiométrica, en este caso, realizada según la metodología propuesta por X. Pons, Pesquer, Cristóbal, & González-Guerrero (2014) y Xavier Pons & Solé-Sugrañes (1994), y mediante el software MiraMon v8.2d (Pons, 2004).

4.2.3. ÍNDICES DE DETECCIÓN DE ÁREAS CONTAMINADAS POR PETRÓLEO

Para el desarrollo de los índices de detección se ha estudiado las respuestas espectrales de diversos tipos de cubiertas. El objetivo del análisis era conocer las respuestas espectrales de estas cubiertas y establecer umbrales en las diferentes bandas de las imágenes Landsat 5TM que permitieran discriminar las áreas cubiertas de petróleo del resto de cubiertas presentes en los bosques tropicales. Se ha analizado un total de 216 píxeles correspondientes al área de estudio A, en la que están representadas las cubiertas de áreas contaminadas, lagunas, ríos de aguas blancas y ríos de aguas negras.

Un total de 25.704 respuestas espectrales han sido analizadas, correspondientes a la selección de los 216 píxeles, en 17 imágenes y 7 bandas espectrales en cada caso. A partir de dichos datos, se han determinado los promedios y las desviaciones estándar de las respuestas espectrales para cada una de las bandas (véase tabla 4.3). En el caso de los píxeles de las áreas contaminadas del PAC, a través de un proceso de fotointerpretación, se ha considerado que a partir del año 1999 el área contaminada no cubría la totalidad de los píxeles incluidos en la sección de las lagunas situadas junto al centro de producción de Yanayacu. De hecho, la imagen sobre la cual había sido fotointerpretada el área contaminada del PAC, databa del 1997. Por este motivo, los estadísticos de la categoría de áreas contaminadas han sido calculados solamente a partir de las 11 imágenes comprendidas entre 1985 y 1998. El final del periodo coincide con el año en que las aguas producidas dejan de ser descargadas en la laguna. A partir de los promedios, se han identificado aquellas bandas en las cuales los píxeles de petróleo presentaban una respuesta más diferenciada respecto al resto de cubiertas. La banda 6, del IR térmico, a

pesar de ser la banda en la que la respuesta de las áreas contaminadas se ha mostrado más diferente al resto debido a la capacidad del petróleo para absorber el calor de la radiación solar, ha sido descartada para la detección de petróleo por presentar una resolución espectral menor, así como por las grandes fluctuaciones que presenta por razones climáticas y meteorológicas. Dichas variaciones podrían dificultar la identificación de áreas contaminadas de forma automática para imágenes adquiridas en diferente hora solar y época del año.

Tabla 4.3. Medias aritméticas y desviaciones estándar de las respuestas espectrales de la selección de 216 píxeles en la serie temporal.

	B1		B2		B3		B4		B5		B6		B7	
	\bar{X}	σ	\bar{X}	σ	\bar{X}	σ	\bar{X}	σ	\bar{X}	σ	\bar{X}	σ	\bar{X}	σ
1. Áreas contaminadas*	4,7 9	2,2 6	3,7 0	1,3 5	3,0 2	1,4 4	7,6 7	2,2 7	5,4 3	1,6 8	19, 24	4,0 2	4,1 7	1,0 9
2. Lagunas	4,5 2	2,2 8	4,2 3	2,0 8	3,0 5	1,4 8	6,7 8	5,3 9	3,0 2	2,4 7	13, 63	6,0 0	1,9 4	1,2 6
3. Ríos de aguas blancas	10, 29	1,8 2	10, 48	1,5 3	10, 91	1,9 9	9,7 3	2,8 4	1,6 8	0,5 7	12, 81	6,0 1	1,2 9	0,4 3
4. Ríos de aguas negras	6,8 1	6,1 1	5,0 1	3,9 0	4,3 0	3,3 3	8,7 1	6,6 8	4,2 4	3,9 9	12, 90	6,3 3	2,7 9	2,9 3

* Cálculo realizado considerando únicamente las 11 imágenes comprendidas entre los años 1985 y 1998.

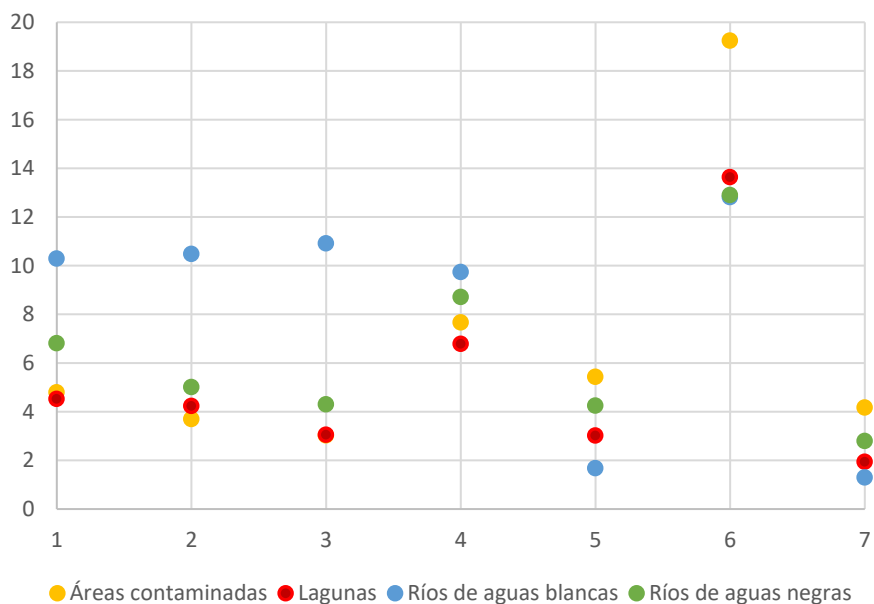


Figura 4.4. Respuesta espectral de las cubiertas 1) Áreas contaminadas por petróleo en toda la serie temporal; 2) Lagunas; 3) Ríos de aguas blancas ricos en sedimentos minerales; 4) Ríos de aguas negras ricos en materia orgánica. Los puntos corresponden al valor promedio de la respuesta espectral para cada una de las 7 bandas de Landsat 5TM.

A partir de los promedios y las desviaciones estándar de las bandas B1, B2, B4, B5 y B7, se han establecido diferentes umbrales en cada índice, como límites inferiores en algunos casos, y como límites superiores en otros, a fin de discriminar la categoría “área contaminada por petróleo” del resto de cubiertas.

Un umbral máximo en las bandas B1 y B2, permiten discriminar las áreas contaminadas por petróleo de los ríos de aguas blancas y negras, mientras que la respuesta espectral es muy similar a la de los píxeles de las lagunas (véase figura 4.4). Un umbral máximo en la banda B4 permite discriminar el área contaminada de la vegetación, que presenta una respuesta muy alta en el infrarrojo cercano. Un umbral mínimo en las bandas B5 y B7, permite

discriminar las áreas contaminadas de los ríos de aguas blancas y de las lagunas, y en menor medida, también de los ríos de aguas negras.

Los rendimientos de los tres índices propuestos para la detección de áreas contaminadas por la presencia de petróleo han sido evaluados mediante consultas SQL sobre la selección de 216 píxeles, para cada una de las 17 imágenes utilizadas en el proceso.

Índice 1 de detección de áreas contaminadas por petróleo

El índice 1 utiliza las bandas B1, B2, B4, B5 y B7, y es el más restrictivo de los tres índices presentados. En el caso de las bandas B1, B2 y B4, los umbrales para determinar un valor máximo de la respuesta espectral han sido calculados a partir del valor promedio, al cual se ha sumado la mitad de su desviación estándar. Para las bandas B5 y B7, se ha establecido un valor mínimo de la respuesta espectral igual al valor promedio, restado de la mitad de la desviación típica. La tabla 4.4 muestra las condiciones a cumplir para cada una de las bandas consideradas en los tres índices propuestos. Para que un píxel sea identificado como área contaminada por petróleo, deberá cumplir todas las condiciones impuestas.

Tabla 4.4. Umbrales asignados para la detección de las áreas contaminadas por petróleo en las diferentes bandas empleadas de las tres metodologías presentadas. Los promedios y desviaciones estándar están referidos al conjunto de valores de la muestra de píxeles de áreas cubiertas de petróleo de las imágenes comprendidas entre los años 1985 y 1998.

Banda	Índice 1	Índice 2	Índice 3
B1	Valor del píxel $< \bar{X} + \sigma/2$	Valor del píxel $< \bar{X} + \sigma/2$	Valor del píxel $< \bar{X} + \sigma$
B2	Valor del píxel $< \bar{X} + \sigma/2$	Valor del píxel $< \bar{X} + \sigma/2$	
B4	Valor del píxel $< \bar{X} + \sigma/2$	Valor del píxel $< \bar{X} + 3\sigma$	Valor del píxel $< \bar{X} + 3\sigma$
B5	Valor del píxel $> \bar{X} - \sigma/2$	Valor del píxel $> \bar{X} - 1,5\sigma$	Valor del píxel $> \bar{X} - 1,5\sigma$
B7	Valor del píxel $> \bar{X} - \sigma/2$	Valor del píxel $> \bar{X} - \sigma/2$	Valor del píxel $< \bar{X} - \sigma$

De acuerdo con lo expuesto anteriormente, los requisitos a cumplir por un píxel para ser considerado como indicativo de área contaminada por petróleo según el índice 1 son:

$$\begin{aligned} \text{Área contaminada por petróleo} = & (B1 < \bar{X}_{b1} + \sigma_{b1}/2) \text{ AND } (B2 < \bar{X}_{b2} + \\ & \sigma_{b2}/2) \text{ AND } (B4 < \bar{X}_{b4} + \sigma_{b4}/2) \text{ AND } (B5 > \bar{X}_{b5} - \sigma_{b5}/2) \text{ AND } (B7 > \bar{X}_{b7} - \\ & \sigma_{b7}/2) \end{aligned}$$

Índice 2 de detección de áreas contaminadas por petróleo

El índice 2 utiliza las mismas bandas B1, B2, B4, B5 y B7 que el índice anterior, pero con umbrales menos restrictivos para las bandas B4 y B5. En el caso de la banda B4, la condición impuesta es que el valor de los píxeles en esta banda sea inferior al promedio, sumado a tres veces su desviación típica (véase tabla 4.4). La condición impuesta para la banda B5 es que los

valores sean superiores al promedio, restado de 1,5 veces la desviación estándar.

Los requisitos a cumplir por un píxel para ser considerado como área contaminada por petróleo según el índice 2 son:

$$\text{Área contaminada por petróleo} = (B1 < \bar{X}_{b1} + \sigma_{b1} / 2) \text{ AND } (B2 < \bar{X}_{b2} + \sigma_{b2} / 2) \text{ AND } (B4 < \bar{X}_{b4} + 3\sigma_{b4}) \text{ AND } (B5 > \bar{X}_{b5} - 1,5\sigma_{b5}) \text{ AND } (B7 > \bar{X}_{b7} - \sigma_{b7} / 2)$$

Índice 3 de detección de áreas contaminadas por petróleo

Este es el índice menos restrictivo de los tres presentados. Primeramente, se elimina la condición impuesta sobre la banda B2, ya que la distancia en la respuesta espectral respecto a los ríos de aguas negras es menor que en el caso de la banda B1. Así, solamente depende de las bandas B1, B4, B5 y B7. Por otro lado, se amplía el rango de valores permitidos en las bandas B1 y B7, mientras que se mantienen los mismos umbrales de las bandas B4 y B5 que los establecidos en el índice 2. La condición impuesta para la banda B1 es que los valores sean inferiores a la suma del promedio y la desviación estándar. Para la banda B7, el límite inferior pasa a ser al promedio, restado de la desviación típica.

Para que un píxel sea considerado área contaminada por petróleo por medio del índice tres, deberá cumplir las siguientes condiciones:

$$\text{Área contaminada por petróleo} = (B1 < \bar{X}_{b1} + \sigma_{b1}) \text{ AND } (B4 < \bar{X}_{b4} + 3\sigma_{b4}) \text{ AND } (B5 > \bar{X}_{b5} - 1,5\sigma_{b5}) \text{ AND } (B7 > \bar{X}_{b7} - \sigma_{b7})$$

4.2.4. VALIDACIÓN

Tras haber calibrado el método obteniendo los valores de referencia a partir de los 216 píxeles del área de estudio A, se han realizado dos procesos de validación de los tres índices propuestos para la detección de áreas contaminadas por petróleo en bosques tropicales. Primero han sido evaluados sobre el área de estudio B y para las 17 imágenes empleadas (4.140.605 píxeles). A continuación, han sido validados sobre la escena completa del Landsat 5TM del área de estudio C (38.766.496 píxeles).

Los resultados de ambos procesos de validación son presentados para la superficie global de las áreas de estudio 2 y 3, así como para un área *buffer* de 300m a partir de las infraestructuras petroleras (centros de producción, pozos de extracción y oleoductos) y áreas del PAC incluidas en dichas áreas de estudio. En los dos casos y a fin de analizar la sensibilidad de los tres índices de detección de áreas contaminadas por hidrocarburos, se ha llevado a cabo una comparación de los resultados del análisis con cada uno de los índices y el área contaminada fotointerpretada en cada una de las imágenes. La fotointerpretación se ha realizado a partir de las propias imágenes Landsat 5TM y se ha restringido al área *buffer* de 300m de la infraestructura petrolera y áreas incluidas en el PAC. Además, se ha llevado a cabo para el conjunto de la serie temporal, debido a la evolución de las áreas contaminadas por petróleo, en particular, la laguna junto al centro de producción de Yanayacu, como consecuencia de los cambios en las prácticas operacionales respecto a la descarga de hidrocarburos y aguas de producción. Mediante la fotointerpretación se ha calculado el error por comisión, correspondiente a los píxeles seleccionados como áreas contaminadas y que realmente corresponden a otras cubiertas, pero con respuestas espectrales no suficientemente diferenciadas. En el caso de los píxeles seleccionados situados a una distancia mayor de 300 metros de

centros de producción, pozos de extracción, oleoductos o áreas del PAC, todos ellos han sido considerados error por comisión, dada la baja probabilidad de encontrar petróleo lejos de las infraestructuras petroleras o de las áreas contaminadas incluidas en del PAC.

El cálculo del error por omisión se ha llevado a cabo sobre la serie temporal de imágenes del área de estudio B, comparando el número de píxeles seleccionados con el número de hectáreas consideradas como áreas contaminadas por hidrocarburos, fruto de la fotointerpretación realizada para cada imagen Landsat.

Dado que el único preprocesamiento de las imágenes ha consistido en una corrección y calibración radiométrica, sin haberse enmascarado ni las nubes ni sus sombras, para el índice 1, también se ha hecho un recuento en cada imagen de los píxeles identificados como área contaminada por petróleo y que en realidad correspondían a nubes o sombras, de manera a poder evaluar la efectividad del método en imágenes con una cierta cobertura nubosa.

4.3. RESULTADOS

4.3.1. CALIBRACIÓN DEL MÉTODO SOBRE EL ÁREA DE ESTUDIO A

Para las 4 cubiertas estudiadas (216 píxeles x 17 imágenes), el índice 1 ha seleccionado píxeles en 15 de las 17 imágenes analizadas, habiendo clasificado como áreas contaminadas por petróleo un total de 107 píxeles (de 447 existentes según fotointerpretación), en el conjunto de imágenes de la serie temporal. Únicamente en las imágenes del 9 de agosto de 1986, 19

de septiembre de 1995 y 10 de agosto de 1998, el índice no ha identificado un solo píxel como contaminado por petróleo. En otras 11 ocasiones, el error por omisión ha sido superior al 50%, destacando tres de las cuales en que superaba el 90%. En cambio, con 19 píxeles identificados como cubiertos por petróleo en la imagen de 1985, el error por omisión para esta data ha sido de un 21%. Obviando la imagen del 1986, los resultados de la identificación de píxeles cubiertos por petróleo han mostrado una tendencia decreciente con el paso de los años, coherente con lo esperado debido al cambio en la gestión de las aguas de formación y a aquello determinado por fotointerpretación (véase tabla 4.5).

Por otro lado, ningún píxel de las categorías “lagunas”, “ríos de aguas blancas” o “ríos de aguas negras” ha sido seleccionado mediante la aplicación del índice 1. Por lo tanto, el error por comisión en el análisis realizado sobre los 216 píxeles ha sido nulo.

Tabla 4.5. Resultados de la aplicación de los tres índices de detección de áreas contaminadas por petróleo sobre el área de estudio A y recuento de píxeles del área de estudio A y pertenecientes a los sitios PAC fotointerpretados como área contaminada.

Imagen	Píxeles fotointerpret. como área contaminada	Índice 1			Índice 2			Índice 3		
		Píxeles de área contam.	Error por comisión	Error por omisión	Píxeles de área contam.	Error por comisión	Error por omisión	Píxeles de área contam.	Error por comisión	Error por omisión
6/8/1985	24	19	0%	21%	22	0%	8%	27	0%	-13%
9/8/1986	29	0	0%	100%	0	0%	100%	0	0%	100%
3/1/1988	34	17	0%	50%	22	0%	35%	26	0%	24%
29/7/1988	31	17	0%	45%	25	0%	19%	27	0%	13%
14/6/1989	34	10	0%	71%	16	0%	53%	25	4%	26%
6/6/1992	33	9	0%	73%	19	0%	42%	25	0%	24%
14/7/1994	33	1	0%	97%	12	0%	64%	18	0%	45%
19/9/1995	33	0	0%	100%	3	0%	91%	14	0%	58%
3/7/1996	32	10	0%	69%	17	0%	47%	22	4%	31%
22/5/1998	33	1	0%	97%	10	0%	70%	21	0%	36%
10/8/1998	33	0	0%	100%	5	17%	85%	13	19%	61%
13/8/1999	28	4	0%	86%	13	0%	54%	17	6%	39%
21/10/2001	26	9	0%	65%	14	0%	46%	17	0%	35%
9/7/2004	14	4	0%	71%	9	0%	36%	11	15%	21%
13/8/2005	11	4	0%	64%	10	9%	9%	11	27%	0%
12/5/2006	13	1	0%	92%	5	0%	62%	9	10%	31%
19/8/2007	7	1	0%	86%	3	0%	57%	12	8%	-71%
Total	447	107	0%	76%	205	1%	54%	295	5%	34%

El índice 2 ha permitido clasificar un total de 205 píxeles como superficies contaminadas por petróleo repartidos en todas las imágenes analizadas exceptuando la del 9 de agosto de 1986. Con 25 píxeles identificados como contaminados, la imagen del mes de julio de 1988 es la que ha obtenido un mayor número de celdas identificadas como contaminadas, sin embargo, los análisis sobre las imágenes de 1985 y 2005 son los que presentan un menor error por omisión, ambas con errores de omisión inferiores al 10%.

Como en el caso de la aplicación del índice 1, el número de píxeles contaminados por petróleo detectado por el índice 2 ha tendido a reducirse con el tiempo.

En 15 de las 17 imágenes analizadas, el índice 2 no ha seleccionado ninguno de los 182 píxeles de cochas, ríos de aguas blancas o ríos de aguas negras. Únicamente en las imágenes del 10 de agosto de 1998 y del 13 de agosto del 2005, uno de los 41 píxeles de ríos de aguas negras en ambos casos, ha cumplido los requisitos impuestos por el índice 2. Así, el error por comisión global ha sido del 1%.

Un total de 295 píxeles han sido identificados mediante el índice 3 como zonas contaminadas por petróleo en alguna de las 17 imágenes analizadas. Las imágenes en las que un mayor número de píxeles han sido seleccionados por el índice 3, corresponden a las fechas del 6 de agosto del 1985 y al 29 de julio de 1988, ambas con 27 píxeles. Tanto en la imagen de 1985 como en la de 2007, el índice identifica más píxeles de la laguna situada junto al centro de producción como áreas contaminadas que los que habían sido fotointerpretados, dando lugar a un error por omisión negativo. Destaca también el análisis llevado a cabo sobre la imagen del 2005 en que coinciden el número de píxeles fotointerpretados como contaminado por hidrocarburos y los identificados por el índice 3. Globalmente, el error por omisión es del 34%. Los resultados de la aplicación del índice 3 repiten la tendencia decreciente observada en los dos índices anteriores, no habiendo sido seleccionado, tampoco, ni un solo píxel en la imagen de 1986.

Además de los píxeles seleccionados correspondientes a las lagunas de Yanayacu incluidas en el PAC, el índice 3 ha identificado también como áreas contaminadas por petróleo un total de 14 celdas repartidas en 8 imágenes diferentes. La categoría que mayor confusión ha producido ha sido la de ríos de aguas negras, con un total de 8 píxeles seleccionados de un

total de 697 datos (1,15%). También han sido seleccionadas 5 píxeles correspondientes a lagunas y uno a un río de aguas blancas. Con ello, el error por comisión global ha sido del 5%.

4.3.2. VALIDACIÓN SOBRE EL ÁREA DE ESTUDIO B

Los tres índices han sido validados sobre el área de estudio B y para las imágenes de la serie temporal completa, es decir para un conjunto 70.390.336 píxeles (4.140.608 píxeles del área de estudio 2 x 17 imágenes). Los resultados de la validación se presentan en 2 niveles diferentes: Primero para el área de estudio B completa; y segundo, para el área situada a menos de 300m de la infraestructura petrolera o de los sitios incluidos en el PAC, en la que quedan incluidos 73.341 píxeles y donde se asume que existe la mayor probabilidad de presencia de áreas contaminadas. Para esta área *buffer* se ha realizado una fotointerpretación de todos los píxeles seleccionados a fin de calcular el error por comisión del índice.

Validación del índice 1 sobre el área de estudio B

El índice 1 ha seleccionado 574 píxeles para el conjunto de las imágenes de la serie temporal. Las imágenes en que ha identificado más píxeles, han sido las del 1985, julio de 1988 y 2005. Sin embargo, esta última junto a las de 2007 y agosto de 1998, son las que han seleccionado un mayor número de píxeles que se situaban lejos de las infraestructuras petroleras o que, mediante fotointerpretación, se ha descartado que se tratara de áreas contaminadas (véase tabla 4.6). Globalmente, el índice ha presentado un error por comisión del 37%, mostrando grandes diferencias entre imágenes,

que van desde valores inferiores al 5% para las imágenes del 1985, enero de 1988 y 1994, al 95% en la imagen de agosto de 1998. Tal y como había ocurrido con los tres índices en el análisis realizado sobre el área de estudio A, el índice 1 no ha seleccionado ninguna celda en la imagen de 1986.

En el análisis llevado a cabo sobre los píxeles incluidos en el interior del buffer de 300 metros a partir de las infraestructuras petroleras, 361 celdas han sido seleccionadas en el conjunto de las 17 imágenes, de los cuales 360 atañen a las lagunas situadas junto al centro de producción de Yanayacu. El único píxel seleccionado lejos del centro de producción, pertenece a la imagen del 2005 y no se descarta que realmente corresponda a un área impactada por la presencia de hidrocarburos. Así, el error por comisión global es de 0-0,3%.

Dado que el índice ha seleccionado 360-361 píxeles correspondientes a áreas contaminadas validadas mediante fotointerpretación, de 5.586 píxeles incluidos en la superficie de las lagunas situadas junto a Yanayacu y fotointerpretadas como cubiertas de petróleo en la serie temporal completa, el error por omisión global es de 94%.

Tabla 4.6. Píxeles seleccionados por el índice 1 en el área de estudio B. Datos para el área global y para un *buffer* de 300m entorno a las infraestructuras petroleras.

Imagen	Píxeles fotointerpret. como área contaminada	Área de estudio B		Buffer de 300m a partir de las infraestructuras petroleras		Error por omisión
		Píxeles de área contam.	Error por comisión	Píxeles de área contam.	Error por comisión	
6/8/1985	184	93	4%	89	0%	52%
9/8/1986	242	0	-	0	-	100%
3/1/1988	528	47	2%	46	0%	91%
29/7/1988	354	80	36%	51	0%	86%
14/6/1989	667	38	8%	35	0%	95%
6/6/1992	557	40	18%	33	0%	94%
14/7/1994	753	2	0%	2	0%	100%
19/9/1995	494	9	33%	6	0%	99%
3/7/1996	434	38	13%	33	0%	92%
22/5/1998	463	8	50%	4	0%	99%
10/8/1998	468	40	95%	2	0%	100%
13/8/1999	175	26	58%	11	0%	94%
21/10/2001	115	30	30%	21	0%	82%
9/7/2004	57	14	21%	11	0%	81%
13/8/2005	31	89	87%	12	0 - 8,3%	61%
12/5/2006	44	10	60%	4	0%	91%
19/8/2007	20	10	90%	1	0%	95%
Total	5586	574	37%	361	0 - 0,3%	94%

* Los intervalos responden a los píxeles en que la fotointerpretación no ha podido confirmar si se trataba o no de un área contaminada por petróleo.

Validación del índice 2 sobre el área de estudio B

La aplicación del índice 2 sobre el conjunto del área B ha seleccionado un total de 5.590 píxeles, de los cuales más de un 20% corresponden a una sola imagen del 2005 (véase tabla 4.7). Tanto en esta imagen del 2005, como en las de agosto de 1998 y 2007, más del 90% de los píxeles seleccionados se situaban fuera del *buffer* de 300m entorno a las infraestructuras petroleras o bien se ha descartado, mediante fotointerpretación, que realmente se tratara de áreas contaminadas por hidrocarburos. En las imágenes de enero de 1988, 1989 y mayo del 1998, en cambio, más de la mitad de los píxeles identificados correspondían realmente a áreas contaminadas. Globalmente, el error por comisión se ha sido del 79%. Una vez más, el índice no ha identificado ninguna celda en la imagen de 1986.

Aproximadamente una quinta parte de los píxeles seleccionados por el índice 2 (1.191), se encuentran entorno a las infraestructuras petroleras, a menos de 300m de distancia. En esta selección de píxeles, el error por comisión global se reduce de forma drástica a un intervalo entre 2-4,4%, dependiendo de 28 píxeles situados junto al oleoducto, en que la fotointerpretación no ha permitido revelar si se trataba o no de áreas contaminadas por petróleo por algún tipo de vertido. Otros 24 píxeles, han sido considerados falsos positivos. En 1992 el número de píxeles clasificados como áreas contaminadas por hidrocarburos por el índice en un *buffer* de 300m a partir de las infraestructuras muestra su máximo, con 199 píxeles, para iniciar una tendencia decreciente hasta los 6 píxeles seleccionados en la última imagen del 2007.

Detección de áreas contaminadas por hidrocarburos en bosques tropicales mediante imágenes Landsat: Reconstrucción histórica de los impactos de la actividad petrolera en la Reserva Nacional del Pacaya-Samiria

Tabla 4.7. Píxeles seleccionados por el índice 2 en el área de estudio B. Datos para el área global y para un *buffer* de 300m entorno a las infraestructuras petroleras.

Imagen	Píxeles fotointerp ret. como área contaminada	Área de estudio B		Buffer de 300m a partir de las infraestructuras petroleras		Error por omisión
		Píxeles de área contam.	Error por comisión	Píxeles de área contam.	Error por comisión*	
6/8/1985	184	454	66%	153	0% - 1,3%	17%
9/8/1986	242	0	-	0	-	100%
3/1/1988	528	254	45%	140	0% - 0,7%	73%
29/7/1988	354	486	80%	98	3,1% - 6,1%	72%
14/6/1989	667	303	44%	169	0,6% - 1,2%	75%
6/6/1992	557	410	51%	199	1,5%	64%
14/7/1994	753	143	62%	55	0% - 12,7%	93%
19/9/1995	494	103	84%	16	0%	97%
3/7/1996	434	276	79%	57	3,5%	87%
22/5/1998	463	74	50%	37	0% - 5,4%	92%
10/8/1998	468	524	93%	35	8,6% - 11,4%	93%
13/8/1999	175	365	77%	83	3,6% - 7,2%	53%
21/10/2001	115	312	85%	46	0%	60%
9/7/2004	57	221	86%	30	10,0%	47%
13/8/2005	31	1.191	96%	43	11,6% - 23,3%	-39%
12/5/2006	44	132	83%	23	4,3% - 13,0%	48%
19/8/2007	20	342	98%	7	0% - 14,3%	65%
Total	5.586	5.590	79%	1.191	2,0% - 4,4%	79%

* Los intervalos responden a los píxeles en que la fotointerpretación no ha podido confirmar si se trataba o no de un área contaminada por petróleo.

Validación del índice 3 sobre el área de estudio B

El índice 3 ha clasificado un total de 25.303 píxeles como áreas contaminadas por petróleo, lo cual supone un 0,036% de los datos analizados. En comparación con los 5.586 píxeles de áreas contaminadas resultantes de la fotointerpretación, el error por comisión global asciende a un 90% para el área de estudio B completa, siempre con valores superiores al 70% (véase tabla 4.8). Sin embargo, el error se reduce a un intervalo entre el 5,9 y 11,3% cuando se consideran únicamente los píxeles situados a una distancia menor de 300m a partir de las infraestructuras petroleras. El número de celdas seleccionadas en esta área *buffer* es de 2.425, de las cuales 2.152 se han considerados resultados certeros y 130 píxeles han presentado dudas al ser fotointerpretados. Los valores más elevados de píxeles seleccionados entorno a las infraestructuras se producen en las primeras imágenes de la serie temporal, con un máximo en la imagen de 1989 y la excepción de la imagen del 1986, en que no se ha identificado ninguna celda. A partir del 1992, el número de píxeles identificados se reduce rápidamente y mantiene una tendencia decreciente hasta el final de la serie temporal.

El error por omisión global calculado a partir de la comparación entre las 2.425 celdas identificadas entorno a la infraestructura y las 5.586 fotointerpretadas, es de 57%, con grandes variaciones entre imágenes. Así, el número de píxeles seleccionados por el índice 3 en el área *buffer* de 300m para las imágenes de 1985, 2005 y 2007, ha sido superior al resultado de la fotointerpretación. En cambio, el error por omisión ha sido superior al 80% en las imágenes de 1986, 1994 y mayo de 1998.

Tabla 4.8. Píxeles seleccionados por el índice 3 en el área de estudio B. Datos para el área global y para un *buffer* de 300m entorno a las infraestructuras petroleras.

Imagen	Píxeles fotointerpret. como área contaminada	Área de estudio B		Buffer de 300m a partir de las infraestructuras petroleras		Error por omisión
		Píxeles de área contam.	Error por comisión	Píxeles de área contam.	Error por comisión*	
6/8/1985	184	1.579	83%	261	3,1% - 7,7%	-42%
9/8/1986	242	0	-	0	-	100%
3/1/1988	528	985	71%	289	2,1% - 3,5%	45%
29/7/1988	354	1.545	85%	227	5,3% - 7,9%	36%
14/6/1989	667	1.377	72%	385	1% - 11,2%	42%
6/6/1992	557	1.618	77%	369	2,4% - 3,5%	34%
14/7/1994	753	664	83%	112	1,8% - 31,2%	85%
19/9/1995	494	1.236	90%	123	9,8%	75%
3/7/1996	434	2.000	95%	98	15,3% - 18,4%	77%
22/5/1998	463	454	83%	77	6,5% - 14,3%	83%
10/8/1998	468	2.097	95%	101	15,8% - 16,8%	78%
13/8/1999	175	1.128	89%	119	3,4% - 7,6%	32%
21/10/2001	115	1.317	94%	77	5,2% - 9,1%	33%
9/7/2004	57	1.826	98%	42	19,0% - 21,4%	26%
13/8/2005	31	4.396	99%	62	32,3% - 43,5%	-100%
12/5/2006	44	831	96%	37	18,9% - 24,3%	16%
19/8/2007	20	2.250	98%	46	23,9% - 34,8%	-130%
Total	5.586	25.303	90%	2.425	5,9% - 11,3%	57%

* Los intervalos responden a los píxeles en que la fotointerpretación no ha podido confirmar si se trataba o no de un área contaminada por petróleo.

El área detectada por los tres índices propuestos en el área situada entorno a las infraestructuras petroleras es, en general, inferior a la resultante de la fotointerpretada en cada una de las imágenes, a excepción del resultado del índice 2 en la imagen del 2005 y del índice 3 en las imágenes de 1985, 2005 y 2007 (véase figura 4.5). Obviando los resultados del 1986, en que ningún

píxel ha sido identificado por ninguno de los tres índices, los años en que la diferencia entre los métodos propuestos y la superficie fotointerpretada es mayor, es decir, los años en los cuales el error por omisión es mayor, son los comprendidos entre 1994 y 1998, para los cuales, el índice 3, solamente identifica como contaminada entre el 10 y el 22% de la superficie fotointerpretada.

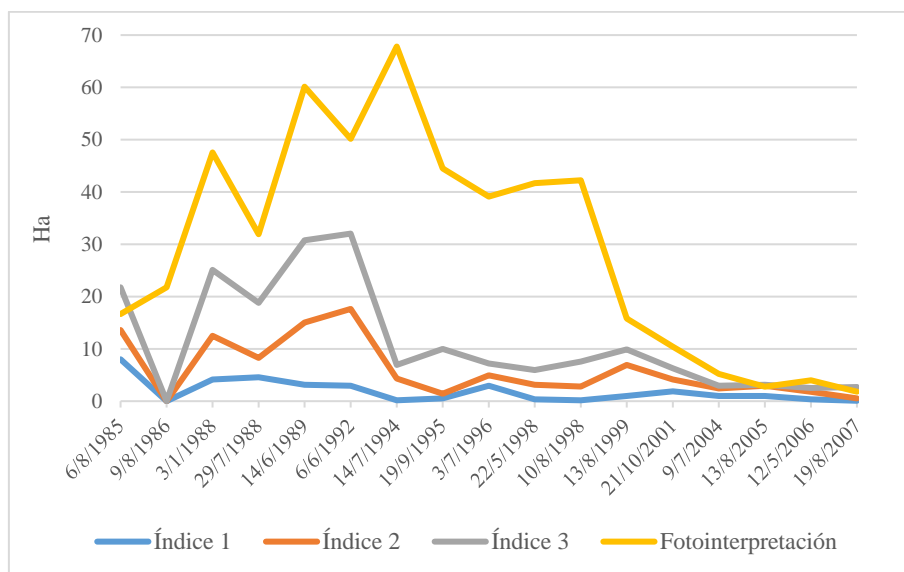


Figura 4.5. Evolución del área contaminada por hidrocarburos entorno a la batería 3 de Yanayacu de acuerdo con los tres índices propuestos y por fotointerpretación.

4.3.3. VALIDACIÓN SOBRE EL ÁREA DE ESTUDIO C

Los tres índices han sido validados sobre la escena completa Landsat 008/062 del 23 de noviembre de 1993. Los resultados se presentan para el conjunto de la imagen, así como para las áreas *buffer* de 300m a partir de las infraestructuras petroleras y sitios incluidos en el PAC del lote petrolero

192 (ex 1AB), distinguiendo entre los 9 centros de producción incluidos en el lote.

Validación del índice 1 sobre el área de estudio C

La aplicación del índice 1 sobre la escena 008/062 ha seleccionado un total de 40 píxeles, de los cuales 26 se encontraban entorno a la infraestructura petrolera, a menos de 300m de distancia (véase tabla 4.9). Todas las celdas detectadas en las áreas *buffer* de 300m a partir de las infraestructuras petroleras, correspondían a zonas incluidas en el PAC del lote petrolero o a uno de los centros de producción, fotointerpretadas como áreas contaminadas. El error por comisión, por lo tanto, ha sido nulo dentro de las áreas *buffer*. Dado que el resto de píxeles identificados (14) conciernen a áreas del río Pastaza o a alguna de las lagunas situadas al sur del lote 192, el error por comisión para el conjunto de la escena ha sido del 35%. El centro de producción donde han sido detectados un mayor número de píxeles ha sido Capahuari Sur, correspondiendo la mayoría de ellos a la cocha de Ushpayacu (véase figura 4.6). En cambio, no se ha localizado ninguna área contaminada en las áreas de producción de Bartra, Capahuari Norte, Forestal, Huayuri y Jibarito.

Tabla 4.9. Celdas detectadas, error por comisión y error por omisión de los índices 1, 2 y 3 en el área de estudio C. Resultados para el área global y para el área *buffer* de 300m a partir de las infraestructuras petroleras y áreas incluidas en el PAC del ex-lote 1AB, tanto para el conjunto como para las 9 áreas de producción.

	Píxeles sitios PAC	Índice 1			Índice 2			Índice 3		
		Píxel área contam.	Error por comisión	Error por omisión	Píxel área contam.	Error por comisión	Error por omisión	Píxel área contam.	Error por comisión	Error por omisión
Área de estudio C	1275	40	35%	98%	574	78,5%	90%	5.162	95,7%	82%
<i>Buffer</i> de 300m a partir de las infraestructuras petroleras	1275	26	0%	98%	122	0-0,8%	90%	232	6-6,9%	82%
Bartra	28	0	-	100%	3	0%	89%	5	0%	82%
Capahuari Norte	71	0	-	100%	0	-	100%	1	0%	99%
Capahuari Sur	423	22	0%	95%	54	0%	87%	114	1,8%	73%
Dorisa	6	1	0%	83%	5	0%	17%	6	0%	0%
Forestal	74	0	-	100%	9	0%	88%	15	0%	80%
Huayuri	240	0	-	100%	1	0-100%	99%	4	0-50%	98%
Jibarito	48	0	-	100%	0	-	100%	3	66,7%	94%
San Jacinto	27	1	0%	96%	1	0%	96%	15	66,7%	44%
Shiviyacu	358	2	0%	99%	48	0%	87%	69	0%	81%

Validación del índice 2 sobre el área de estudio C

Un total de 574 píxeles han sido identificados gracias al índice 2, de los cuales 122 se han localizado a una distancia menor de 300m a partir de las infraestructuras petroleras o sitios PAC del lote petrolero 192 (véase tabla 4.9). De los 122 detectados en el área *buffer* de 300m, únicamente en una celda no se ha podido determinar si efectivamente se trataba de un lugar afectado por la contaminación por petróleo, mientras que el resto correspondía a un área incluida en el PAC o a una zona de los nueve centros de producción y han sido considerados como zonas contaminadas por fointerpretación. El índice 2 ha identificado áreas contaminadas en todos

los centros de producción excepto en Capahuari Norte y Jibarito, siendo Capahuari Sur y Shiviyacu donde se han concentrado un mayor número de píxeles detectados. El error por comisión en el área entorno a la infraestructura ha sido entre 0 y 0,8%, según el píxel que no se ha podido determinar si estaba contaminado. En cambio, el error por comisión global asciende hasta el 78,5% cuando el índice es aplicado a toda la escena. En este caso, 2 píxeles detectados corresponden a áreas contaminadas del sector A del lote petrolero 8, incluido también en la escena 008/062 de Landsat.

Validación del índice 3 sobre el área de estudio C

El índice 3 aplicado sobre el área de estudio C ha identificado un total de 5.162 píxeles, de los cuales 232 se encontraban en el área *buffer* de 300m a partir de las infraestructuras petroleras o los sitios incluidos en el PAC (véase tabla 4.9). De las 232 celdas detectadas entorno a la actividad petrolera, 14 corresponden en realidad a cochas o ríos de aguas negras y 216 coinciden con las áreas PAC, centros de producción y pozos de extracción, habiendo sido identificados como áreas contaminadas gracias al proceso de fotointerpretación. Para los dos píxeles restantes, no ha sido posible determinar si efectivamente corresponden a áreas contaminadas. Así, el error por comisión en estas áreas se sitúa entre el 6,0% y el 6,9%. Sin embargo, el error es del 95,8% cuando se aplica a toda la imagen. En este caso, el índice detecta, por un lado, dos píxeles concernientes a un área de extracción del lote 8A, y por otro, un píxel aislado sobre un oleoducto.

El índice 3 detecta áreas contaminadas en todas las áreas de producción del Lote 192, siendo la zona de Capahuari Sur y más concretamente, la cocha de Ushpayacu, la que reúne un mayor número de celdas identificadas.



Figura 4.6. Áreas contaminadas por hidrocarburos detectadas por los índices 1, 2 y 3 en el centro de producción de Capahuari Sur para la imagen del 23 de noviembre de 1993.

4.4. DISCUSIÓN

Para alcanzar el objetivo propuesto de desarrollar una metodología capaz de detectar las áreas afectadas por la contaminación superficial a causa de la presencia de hidrocarburos en bosques tropicales, discriminándolas de otras cubiertas características de este tipo de ambientes, es necesario estudiar el comportamiento en las diferentes bandas a fin de conocer en cuales de ellas, los píxeles con presencia de petróleo muestran una respuesta diferenciada del resto de celdas de la imagen. De este modo, se ha observado que aplicando límites máximos en las bandas B1 y B2, es posible aislar de forma efectiva los ríos de aguas blancas y las nubes del resto de cubiertas. Imponiendo un valor máximo en la banda B4, se puede excluir principalmente las áreas de vegetación, y en ocasiones ríos de aguas negras, nubes y sombras. La utilización de umbrales como límites inferiores en las

bandas B5 y B7 son efectivos para eliminar los ríos de aguas blancas y las cochas, y en el caso de la B7, también para los ríos de aguas negras y las sombras (véase figura 4.7).

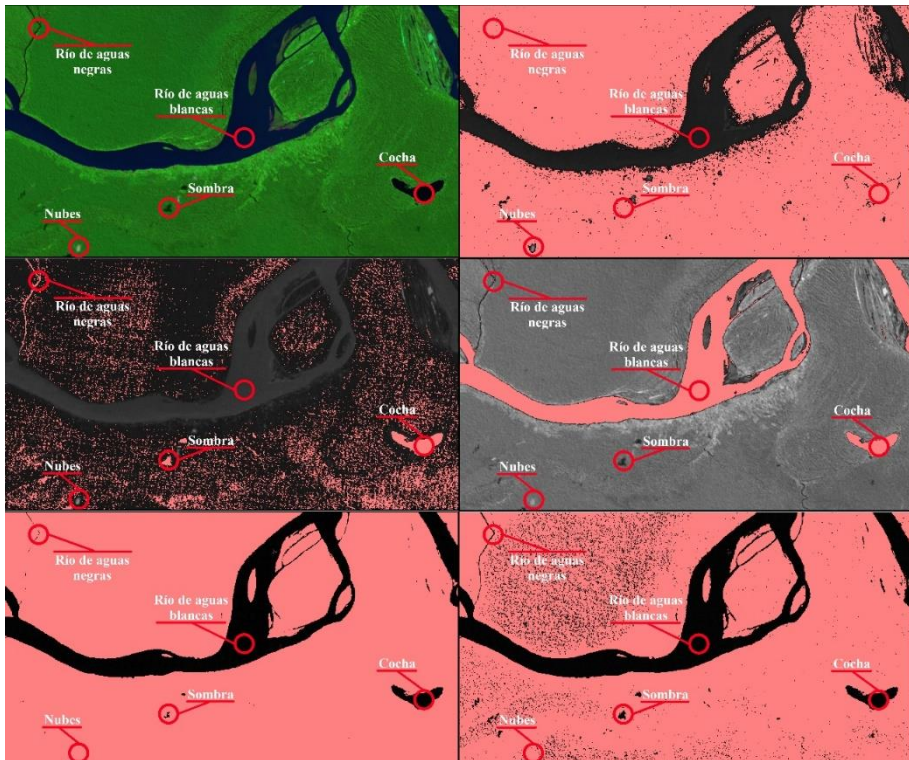


Figura 4.7. Composición RGB (bandas 7,4,2) y áreas seleccionadas mediante los umbrales del índice 1 para las bandas B1; B2; B4; B5 y B7 en el interior del área de estudio.

Las condiciones impuestas en los tres índices difieren y condicionan su rendimiento, si bien los tres índices propuestos han sido capaces de detectar las áreas contaminadas por hidrocarburos tanto en la batería de Yanayacu como en el conjunto de áreas de extracción del lote 192. No obstante, los tres presentan rendimientos muy diferentes cuando son aplicados de forma indiscriminada a grandes extensiones de bosques tropicales (área de estudio

2, de 3.726 km² y área de estudio 3, de 34.225 km²). Todos los índices tienen un error de comisión elevado, que varía entre el 25% (índice 1 para la escena Landsat) y el 95.7% (índice 3 para la escena Landsat). Sin embargo, el error por comisión de los tres índices se reduce substancialmente cuando la superficie analizada se limita a la que engloba las infraestructuras de la actividad petrolera (buffer de 300m). Así el uso del índice 1 presenta un error de comisión del 0% y el índice 3, del 93.1% cuando se aplica a estas áreas entorno a los oleoductos, baterías y pozos petroleros. En este caso, si bien los índices 1 y 2 muestran errores de comisión inferiores al del índice 3, éste presenta menor error por omisión, y permite delimitar el área contaminada por hidrocarburos de forma que se aproxima más a la realidad. Dicho índice permite así identificar áreas extensas afectadas por los vertidos diarios de agua de formación, e incluso áreas menores que podrían corresponder a vertidos ocasionales provocados por fugas accidentales en los oleoductos.

En la imagen de 1986, los valores medios de las bandas B1 y B2 han presentado valores más bajos que en el resto de los casos, de modo que los umbrales impuestos para estas bandas han supuesto un factor limitante para la mayoría de puntos analizados en la laguna de Yanayacu, debiéndose probablemente a un problema en la calibración radiométrica de la imagen.

Cuando los índices son aplicados sobre grandes extensiones de bosque tropical, el hecho de que los errores por comisión se produzcan principalmente sobre ríos de aguas negras, cochas o sombras de nubes, pero generalmente sobre píxeles aislados o grupos pequeños de píxeles, puede contribuir en la identificación de falsos positivos.

Debido a que las imágenes multispectrales no son capaces de penetrar en el subsuelo ni bajo el denso dosel de los árboles de los bosques tropicales, las metodologías propuestas son efectivas para detectar la contaminación

por hidrocarburos siempre y cuando el área no haya sido recubierta con tierra, práctica habitualmente utilizada por las compañías petroleras en los bosques tropicales de la Amazonía peruana (Orta-Martínez *et al.*, 2007; Campanario and Doyle, 2017), y se encuentre en una zona libre abierta, sin cobertura forestal, que es lo más frecuente en las áreas situadas alrededor de las baterías, pozos de extracción y oleoductos.

4.5. CONCLUSIÓN

En este capítulo se ha evaluado el rendimiento de tres índices propuestos para la detección de áreas contaminadas por hidrocarburos en bosques tropicales, mediante imágenes multiespectrales de resolución media de Landsat 5TM. Los tres índices han sido capaces de detectar las áreas contaminadas debido a que éstas presentan una reflectancia espectral en las bandas de Landsat suficientemente diferenciada del resto de cubiertas presentes en los bosques tropicales, y por lo tanto se consideran apropiados para lograr este objetivo. El índice 1, más restrictivo que los demás por los umbrales impuestos, muestra un alto porcentaje de acierto, superior al 60% incluso cuando se aplica a grandes extensiones de bosque tropical y sobre imágenes solamente corregidas radiométricamente. Por lo tanto, resulta efectivo para la detección de áreas contaminadas a gran escala de la que no se dispone información georeferenciada de la infraestructura petrolera existente. Si, por el contrario, lo que se analiza es una zona limitada de la que se dispone de la infraestructura asociada a la actividad petrolera digitalizada, se recomienda el uso del índice 3, más sensible a la detección de hidrocarburos y, por lo tanto, capaz de delimitar con mayor precisión las áreas contaminadas.

La disponibilidad de una buena cartografía de las infraestructuras petroleras en los bosques tropicales, ya sea en la Amazonía occidental o en la cuenca del Níger, donde se concentran las actividades de extracción petrolera en los bosques tropicales del mundo, permitiría una aplicación del índice 3 relativamente sencilla sobre las áreas que engloban dichas infraestructuras y así, hacer una reconstrucción histórica de la contaminación producida por la actividad en los bosques tropicales desde mediados de la década del 1980. Finalmente, la aplicación de esta misma metodología en imágenes de alta resolución espacial y temporal, permitiría un salto cualitativo para la detección de vertidos de dimensiones menores, aunque, debido a la fecha de lanzamiento de dichos satélites, circunscritos a aquellos vertidos ocurridos en fechas más recientes.

CHAPTER V



CONCLUSIONES E INVESTIGACIONES FUTURAS

El objetivo principal de la tesis doctoral es evaluar y cuantificar, mediante técnicas de teledetección satelital, los impactos ambientales provocados por la industria petrolera en los bosques tropicales húmedos. Con tal propósito, se han llevado a cabo diferentes estudios para abordar una serie de objetivos específicos. En el presente capítulo, se resumen las conclusiones más relevantes derivadas de los distintos estudios llevados a cabo.

El hecho de enfocar los análisis a la región de la Amazonía norperuana de Loreto, se debe a que los lotes petroleros 8 y 192 se hallan en zonas especialmente remotas del bosque tropical húmedo, desconectadas de la red de nacional de carreteras del estado peruano. Dado que las formas de vida tradicional de las comunidades indígenas locales no ejercen una presión significativa sobre el ecosistema, se puede considerar que prácticamente la única fuente de perturbación en la zona es la actividad petrolera. De esta manera, se han podido extraer conclusiones aisladas de otros factores que pudieran tener más o menos influencia, como por ejemplo la llegada de colonos y la deforestación asociada a la agricultura intensiva.

Si bien la deforestación y la perturbación de los bosques tropicales o los incendios forestales han sido ampliamente estudiados, con un gran número de publicaciones al respecto, los trabajos que analizan mediante la teledetección los impactos producidos por la industria petrolera en los bosques tropicales son realmente escasos. A diferencia de otras actividades, como la agricultura intensiva o la ganadería, la actividad exploratoria y extractiva de petróleo no conlleva una gran deforestación asociada, hecho en el que se amparan las compañías concesionarias para alegar que su actividad no resulta especialmente dañina para los ecosistemas. En la presente tesis doctoral, se han analizado algunos de estos impactos asociados a la industria petrolera durante más de 20 años, para poder así cuantificar de manera objetiva, la deforestación, la perturbación del bosque y la contaminación causada por la descarga de hidrocarburos y aguas

producidas. De esta manera, se pretende aportar datos objetivos sobre el daño causado por la actividad petrolera en los bosques tropicales húmedos, y saber si las compañías tienden a infravalorar los impactos que generan.

A partir del objetivo principal de la tesis, derivan tres objetivos específicos que son tratados, cada uno de ellos en los capítulos II, III y IV.

Objetivo 1. Identificar y cuantificar, mediante técnicas de teledetección, la deforestación y la perturbación de los bosques tropicales húmedos provocados por la actividad petrolera (véase Capítulo II).

La actividad petrolera en el lote petrolero 192 de la Amazonía norperuana causó de forma directa durante dos décadas, entre 1986 y 2005, una deforestación de aproximadamente el 2% del territorio. Casi la mitad de la deforestación, el 44%, corresponde a la construcción y mantenimiento de las carreteras. Si bien no se trata de un porcentaje elevado, el diseño longitudinal de las carreteras maximiza el área contigua donde ocurre el efecto de borde. Tomando en cuenta los primeros 300 metros en los cuales Corlett y Primack (2011) describen un aumento de la mortalidad de ciertas especies arbóreas, el área impactada se extiende a prácticamente al 25% del territorio.

De acuerdo con los resultados obtenidos, las carreteras son la infraestructura de la actividad petrolera que causan un mayor impacto sobre los bosques tropicales húmedos, ya sea por la deforestación que provoca su construcción y mantenimiento; la perturbación ocasionada sobre el bosque, principalmente debido al efecto de borde generado en un ecosistema complejo y frágil; y la fragmentación del hábitat que generan una vez han sido construidas. Por otro lado, existe el riesgo potencial objetivo de que, estando las carreteras desconectadas actualmente de la red nacional de carreteras, en un futuro puedan ser conectadas, convirtiéndose en ese caso

en el vector de una deforestación mucho mayor, como ha ocurrido en otros lugares de la Amazonía.

Mediante el análisis llevado a cabo con imágenes satelitales de resolución media, por primera vez el efecto de borde a partir de las carreteras petroleras ha sido identificado en los primeros 150 metros. En esta área, se ha detectado un aumento de la densidad de píxeles de bosque tropical perturbado respecto al resto del territorio.

Objetivo 2. Desarrollar una metodología para la detección de vertidos de petróleo en bosques lluviosos tropicales a través del análisis de imágenes SAR de Sentinel 1 (véase Capítulo III).

Entre las diversas metodologías propuestas, el índice que muestra mejores resultados es aquel que suma las diferencias entre el valor de un píxel en una imagen con respecto al valor de la anterior y posterior imagen, aplicado a las imágenes GRD-VH. Este índice pretende encontrar aquellos píxeles en que, debido al repentino recubrimiento de crudo originado por una fuga, su valor muestra una disminución brusca debido a la especularidad del petróleo. Al mismo tiempo, el índice identifica también la recuperación del valor del píxel en la imagen posterior, ya que, en la actualidad, las compañías acostumbran a recubrir en un plazo corto la superficie impactada con tierra. No obstante, el método solamente ha sido capaz de detectar uno de los tres casos estudiados, por lo que no se puede considerar que haya resultado suficientemente eficaz para la detección de vertidos en bosques tropicales húmedos. La presencia de vegetación densa y una orografía accidentada, son una limitación que ha resultado insalvable para la detección de vertidos de pequeñas dimensiones con imágenes SAR de banda C.

Objetivo 3. Desarrollar una metodología basada en el análisis de imágenes multispectrales de resolución media para la identificación de áreas que

históricamente han sido contaminadas por la industria petrolera debido a la descarga directa de hidrocarburos y aguas producidas (véase Capítulo IV).

Respecto al objetivo anterior, las áreas contaminadas por descargas continuadas son de mayores dimensiones que las de los vertidos ocasionales. Ello permite trabajar con una resolución espacial menor, y así poder retroceder en el tiempo usando imágenes del satélite Landsat 5TM, puesto en órbita en el año 1984.

De los tres índices presentados, el índice 1 es el más adecuado para su aplicación en grandes extensiones debido su alto porcentaje de acierto. En cambio, si el área donde se realiza la actividad petrolera ha sido bien delimitada con anterioridad y el análisis se reduce a ésta, el índice 3 resulta más sensible y muestra una mayor exactitud a la hora de delimitar el área contaminada. Se recomienda, por lo tanto, el uso de este índice siempre y cuando se disponga de una buena geolocalización de las infraestructuras petroleras para limitar el análisis al área que las engloba.

5.1. CONTRIBUCIONES METODOLÓGICAS

La presente tesis doctoral aporta principalmente tres contribuciones metodológicas. En el Capítulo II, se describe un método para la detección de las áreas de bosque tropical húmedo deforestadas, en este caso, por la actividad petrolera. Se trata de una metodología basada en la detección de variaciones en el índice NDVI, previamente normalizado para obviar aquellas que responden a cambios estacionales. Comparando los valores de NDVI normalizado de un mismo píxel en imágenes sucesivas, se considera que ha sido deforestado cuando la diferencia es superior al triple de la

desviación estándar del total de píxeles utilizados en la normalización del NDVI.

$$\Delta Z_t - \Delta Z_{t-1} > |3\sigma|$$

Donde $\Delta Z = (NDVI - \overline{NDVI})$; t es la imagen para la cual se está analizando la deforestación; $t-1$ es la imagen anterior en la cual se está analizando la deforestación; \overline{NDVI} es el NDVI promedio de toda la imagen, excluyendo los valores por debajo del percentil 0,5.

El método presentado de cálculo de superficies deforestadas requiere previamente la eliminación de masas de agua, nubes y sombras a través de máscaras. También se propone descartar los píxeles inconexos identificados como deforestados, debido a que rara vez la deforestación ocurre de forma totalmente aislada.

En segundo lugar, en el Capítulo III se proponen 5 metodologías para la detección de vertidos de hidrocarburos en los bosques lluviosos tropicales a través de imágenes SAR. De los métodos propuestos, 4 consisten en índices calculados a partir de la comparación de los valores de los píxeles en imágenes sucesivas, valores promedio y desviaciones estándar y el quinto método está basado en un clustering no supervisado de tipo ISODATA. El índice 2, que se detalla a continuación, aplicado a imágenes GRD-VH es el que muestra una mayor capacidad para detectar los vertidos.

$$((\text{Valor del píxel})_{d+1} - (\text{Valor del píxel})_d) + ((\text{Valor del píxel})_{d+1} - (\text{Valor del píxel})_d) > (|\text{Promedio}| + \text{desviación estándar})$$

Donde d es la primera imagen posterior al vertido, $d-1$ es la imagen anterior, $d+1$ es la segunda imagen posterior al vertido y el promedio y la desviación

estándar están referidos a los valores de ese mismo píxel en toda la serie temporal analizada.

Por último, el Capítulo IV presenta tres índices para la detección, mediante imágenes multiespectrales Landsat, de áreas contaminadas por hidrocarburos en los bosques tropicales húmedos. Los índices se fundamentan en el cumplimiento de una serie de condiciones en las bandas espectrales que mejor discriminan las superficies cubiertas de petróleo del resto de cubiertas características de los bosques tropicales húmedos. Del índice 1 al índice 3, los umbrales impuestos son menos restrictivos, de modo que el índice 1 es el que mayor porcentaje de acierto presenta, si bien, el índice 3 es el que mejor delimita las áreas contaminadas. A continuación, se describen los tres índices:

Índice 1. *Área contaminada por petróleo* = $(B1 < \bar{X}_{b1} + \sigma_{b1}/2) \text{ AND } (B2 < \bar{X}_{b2} + \sigma_{b2}/2) \text{ AND } (B4 < \bar{X}_{b4} + \sigma_{b4}/2) \text{ AND } (B5 > \bar{X}_{b5} - \sigma_{b5}/2) \text{ AND } (B7 > \bar{X}_{b7} - \sigma_{b7}/2)$

Índice 2. *Área contaminada por petróleo* = $(B1 < \bar{X}_{b1} + \sigma_{b1}/2) \text{ AND } (B2 < \bar{X}_{b2} + \sigma_{b2}/2) \text{ AND } (B4 < \bar{X}_{b4} + 3\sigma_{b4}) \text{ AND } (B5 > \bar{X}_{b5} - 1,5\sigma_{b5}) \text{ AND } (B7 > \bar{X}_{b7} - \sigma_{b7}/2)$

Índice 3. *Área contaminada por petróleo* = $(B1 < \bar{X}_{b1} + \sigma_{b1}) \text{ AND } (B4 < \bar{X}_{b4} + 3\sigma_{b4}) \text{ AND } (B5 > \bar{X}_{b5} - 1,5\sigma_{b5}) \text{ AND } (B7 > \bar{X}_{b7} - \sigma_{b7})$

5.2. IMPLICACIONES POLÍTICAS

Los resultados obtenidos en el Capítulo II demuestran el mayor impacto de la industria exploratoria y extractiva de hidrocarburos en lo que a la deforestación, perturbación del bosque y la fragmentación del hábitat se refiere, está causado por las carreteras. En este sentido, se considera que los gobiernos deberían obligar a las compañías petroleras a emprender una transición hacia mecanismos de extracción que eliminen las carreteras, evitando así lo que hoy en día supone la mayor amenaza de los bosques tropicales húmedos de la Amazonía norperuana, la cual está considerada como área prioritaria de bosque tropical libre de carreteras (Laurance *et al.*, 2014). Estos sistemas de extracción ya fueron puestos en práctica, por ejemplo, en Camisea, el mayor proyecto de extracción de gas natural de la región amazónica del sur de Perú.

En la Amazonía occidental, han sido abiertos procesos judiciales contra las compañías petroleras en diversas ocasiones, por ser responsables de causar graves daños en la salud de las comunidades indígenas y por los impactos producidos sobre los ecosistemas. Sin duda el caso con más repercusión internacional es el litigio contra la compañía Chevron en Ecuador, que tras 20 años de litigio la compañía fue condenada a pagar 9,5 mil millones de dólares. En la Amazonía norperuana, las Federaciones Indígenas de las comunidades que habitan los bosques ocupados por los lotes petroleros 192 y 8, junto con algunas entidades, recientemente interponían una queja ante la OCDE en la que se identificaban 1963 lugares contaminados con petróleo 192 ([Queja OCDE](#)). Metodologías capaces de identificar las áreas contaminadas por hidrocarburos, haciendo posible, de esta manera, datar el origen y hacer un seguimiento de la evolución del impacto, pueden aportar herramientas que ayuden a una resolución más justa de los conflictos causados por las malas praxis de las compañías. Éstas, a menudo pretenden

eludir sus responsabilidades alegando que los impactos existían con anterioridad a que adquirieran la concesión.

Ante la vulneración de los derechos de las comunidades indígenas por parte de las compañías petroleras que operan con unos estándares ambientales inaceptablemente bajos, la presente tesis doctoral pretende también aportar conocimiento para que se pueda desarrollar e implementar un sistema NRTM de vertidos de hidrocarburos. Si bien los resultados obtenidos con las imágenes SAR del Sentinel 1 no han sido suficientemente satisfactorios, se trata prácticamente del primer estudio que pretende detectar vertidos de crudo en bosques tropicales húmedos y, la primera vez que se lleva a cabo con imágenes SAR. Es necesario apostar por la búsqueda de nuevas herramientas que presionen a las compañías concesionarias a fin de que se vean obligadas a mejorar sus prácticas operacionales. Si bien la falta de una fiscalización efectiva extendida en los países LMIC, otorgan una cierta inmunidad a las grandes compañías operadoras que explotan los bosques tropicales, una internacionalización de los impactos provocados sobre la salud de los indígenas y los ecosistemas puede tener repercusiones positivas en el cumplimiento de la legislación ambiental. A principios de los años 2000, por ejemplo, el uso de alertas NRTM contribuyó a una reducción de la deforestación en la Amazonía brasileña.

5.3. LIMITACIONES

La teledetección resulta una herramienta extraordinariamente útil para estudiar las áreas remotas y de difícil acceso de los bosques tropicales húmedos. Además, es una manera sencilla de obtener datos de tiempo pasado y así, poder hacer una reconstrucción de los hechos. Sin embargo,

la teledetección en los bosques lluviosos tropicales ofrece una serie de limitaciones, que han quedado patentes en la presente tesis. Si bien ya han sido mencionadas en los capítulos anteriores, en este apartado se presentan de forma resumida las implicaciones más relevantes.

Los bosques tropicales húmedos se caracterizan por recibir una gran cantidad de precipitación anual, distribuida durante todos los meses del año, aunque a menudo exista un periodo húmedo en el que son todavía más frecuentes. Ello lleva implícito una presencia casi sistemática de nubes, que dificultan el análisis mediante imágenes multispectrales, incapaces de traspasar la cobertura nubosa.

El programa Landsat fue puesto en marcha en 1975 y ofrece el registro global continuo más largo de la superficie terrestre. Las imágenes multispectrales de resolución media de los satélites Landsat han sido extensamente utilizadas desde entonces para el estudio del planeta. No obstante, su tiempo de revisita de 16 días supone que en zonas con una presencia de nubes tan persistente como los bosques húmedos de la Amazonía norperuana, puedan transcurrir largos periodos de hasta tres o cuatro años en los que no exista ninguna imagen libre de nubes disponible. Este hecho dificulta el estudio de la vegetación, ya que, debido al alto poder regenerativo de la selva tropical, puede ocurrir que, tras una deforestación o una tala selectiva, el bosque haya recuperado su vigorosidad antes de la siguiente imagen disponible. El hecho de que el bosque haya recuperado su vigorosidad, podría implicar que el área sea imperceptible en el análisis del NDVI, pero no significa que no haya podido suceder una perturbación del bosque primario.

Las imágenes del satélite Landsat permiten retroceder 35 años en el tiempo, lo que las convierte en un instrumento con un gran potencial a la hora de evaluar los daños producidos por la industria petrolera en los bosques

tropicales húmedos. Por el contrario, su resolución espacial media, con píxeles correspondientes a 900 m², supone una limitación a la hora de obtener resultados de gran precisión. La aparición de satélites capaces de obtener imágenes de alta o muy alta resolución espacial abre la puerta a nuevas oportunidades, si bien no permiten el retroceso en el tiempo.

A la hora de estudiar la perturbación de los bosques tropicales húmedos en el lote 192, el método CLASlite ha mostrado ciertas dificultades para distinguir entre las áreas de bosque perturbado por razones antrópicas de las zonas que, encontrándose entorno a ríos que muestran variaciones estacionales de sus caudales, puedan presentar cambios en sus respuestas espectrales. También se ha observado que una proporción significativa de los píxeles identificados como bosque perturbado, correspondían en realidad a bordes de nubes no detectados por los algoritmos para enmascarar de forma automática las nubes y sombras. Esta limitación ha sido solventada limitando el número de imágenes a la hora de realizar el análisis, recurriendo únicamente a las de la misma estación. No obstante, ello implica alargar los periodos entre dos imágenes sucesivas, pudiendo disminuir la capacidad de detectar ciertas perturbaciones.

Las imágenes SAR del Sentinel 1 parecían poder dar una respuesta muy satisfactoria a la tan frecuente presencia de nubes. El Sentinel 1 ofrece imágenes de alta resolución espacial, con un tiempo de revisita de 6 días y capaces de penetrar en las masas nubosas y visualizar la superficie terrestre. Sin embargo, la combinación de dos factores, por un lado, la baja capacidad de penetración de las ondas de banda C en una vegetación densa típica de los bosques tropicales húmedos, junto con un ángulo de incidencia superior a 29,1° de las imágenes de Sentinel 1, han tenido un papel determinante en la eficacia de los métodos propuestos para la detección de vertidos de crudo en los bosques tropicales húmedos.

A la hora de detectar áreas que históricamente han sido contaminadas por hidrocarburos, dado que estas zonas han recibido la descarga directa de hidrocarburos y aguas de producción durante largos periodos, la nubosidad deja de comportarse como un factor limitante, ya que no es necesario disponer de imágenes correspondientes a un plazo corto después de una fecha concreta, como ocurre en el caso de la detección de vertidos ocasionales.

5.4. INVESTIGACIÓN FUTURA

De acuerdo con las conclusiones que se desprenden de la presente tesis doctoral, el objetivo y motivación principal para las investigaciones futuras es la búsqueda de una metodología eficaz para la detección de los vertidos de petróleo en áreas remotas como son los bosques tropicales. Un método capaz de detectar de manera sencilla y automática las fugas de crudo que ocurren en las infraestructuras petroleras que permita la creación de un sistema de alerta NRTM para detectarlas.

Durante cinco décadas las compañías petroleras han actuado bajo la impunidad que les otorga la explotación de recursos en zonas remotas de países con una fiscalización ambiental ineficiente y, habitadas por comunidades indígenas con una capacidad muy limitada para hacer frente a la violación de sus derechos fundamentales. Los sistemas de alerta temprana deberían ser un mecanismo eficaz para ejercer presión sobre las operadoras y lograr así, una mejora de los estándares ambientales establecidos.

A pesar de los esfuerzos realizados para presentar una metodología eficaz de detección de vertidos basado en imágenes SAR del Sentinel 1, los

resultados no han sido satisfactorios. Por ello, las investigaciones futuras se enfocarán en la aplicación del método desarrollado en el tercer capítulo sobre imágenes Landsat a imágenes de alta y muy alta resolución espacial de plataformas como Sentinel 2 o Planet, ambas con un tiempo de revisita sustancialmente menor que el satélite Landsat y, por lo tanto, aumentando la probabilidad de obtener imágenes libres de nubosidad después de un vertido de hidrocarburos.

A pesar de que los resultados con Sentinel 1 no fueran los esperados, el monitoreo a gran escala con imágenes SAR no debe ser descartado, esencialmente por su capacidad de recoger datos de la superficie terrestre incluso con presencia de nubes. En 2021, por ejemplo, está prevista la puesta en órbita del satélite NASA-ISRO Synthetic Aperture Radar (NISAR), que proporcionará imágenes de las bandas L y S, con una resolución espacial superior a 10 metros. La capacidad de penetración de la banda L en la vegetación y primeros metros del subsuelo, incita a tener muy en cuenta las imágenes proporcionadas por este satélite para la detección de los vertidos de petróleo, ya sea como única fuente de análisis o en combinación con imágenes multiespectrales.

Por último, también pensar en métodos más locales basados en la teledetección a partir de drones, que puedan ser volados por debajo de la cobertura nubosa, evitando así las interferencias. No se descarta el uso de sensores en otras regiones del espectro magnético como la luz ultravioletada, sensible a la presencia de hidrocarburos, pero inválida para ser utilizada desde plataformas satelitales dado que es absorbida por el ozono presente en la atmósfera.

REFERENCES

- Adamu, B., Tansey, K. and Ogutu, B. (2015) 'Using vegetation spectral indices to detect oil pollution in the Niger Delta', *Remote Sensing Letters*. Taylor & Francis, 6(2), pp. 145–154. doi: 10.1080/2150704X.2015.1015656.
- Alencar, A. A. *et al.* (2018) 'Landscape fragmentation , severe drought , and the new Amazon forest fire regime Published by : Wiley on behalf of the Ecological Society of America Stable URL : <http://www.jstor.org/stable/24700426> Landscape fragmentation , severe drought , and the new A', 25(6), pp. 1493–1505.
- Allnutt, T. F. *et al.* (2013) 'Mapping recent deforestation and forest disturbance in northeastern Madagascar', *Tropical Conservation Science*, 6(1), pp. 1–15. doi: 10.1177/194008291300600101.
- Alpers, W., Holt, B. and Zeng, K. (2017) 'Oil spill detection by imaging radars: Challenges and pitfalls', *Remote Sensing of Environment*. Elsevier, 201(October 2016), pp. 133–147. doi: 10.1016/j.rse.2017.09.002.
- Anderson, L. O. *et al.* (2005) 'Assessment of deforestation in near real time over the Brazilian amazon using multitemporal fraction images derived from terra MODIS', *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2(3), pp. 315–318. doi: 10.1109/LGRS.2005.850364.
- Andreou, Charoula, Karathanassi, V. and Kolokoussis, P. (2011) 'Investigation of hyperspectral remote sensing for mapping asphalt road conditions', *International Journal of Remote Sensing*, 32(21), pp. 6315–6333. doi: 10.1080/01431161.2010.508799.
- Andreou, C, Karathanassi, V. and Kolokoussis, P. (2011) 'Spectral library

for oil types’, *Proceedings of the 34th international symposium on remote sensing of environment, Sydney*, pp. 10–15.

Arellano, P. *et al.* (2015) ‘Detecting the effects of hydrocarbon pollution in the Amazon forest using hyperspectral satellite images’, *Environmental Pollution*. Elsevier Ltd, 205, pp. 225–239. doi: 10.1016/j.envpol.2015.05.041.

Arellano, P. *et al.* (2017) ‘Plant family-specific impacts of petroleum pollution on biodiversity and leaf chlorophyll content in the Amazon rainforest of Ecuador’, *PLoS ONE*, 12(1), pp. 1–18. doi: 10.1371/journal.pone.0169867.

Arellano, P., Tansey, K. and Balzter, H. (2016) ‘Detection of Amazon Forest Degradation Caused by Land Use Changes’, *Tropical Forests - The Challenges of Maintaining Ecosystem Services while Managing the Landscape*, pp. 51–77.

Arslan, N. (2018) ‘Assessment of oil spills using Sentinel 1 C-band SAR and Landsat 8 multispectral sensors’, *Environmental Monitoring and Assessment*. Environmental Monitoring and Assessment, 190(11), p. 637. doi: 10.1007/s10661-018-7017-4.

Asner, G. P. *et al.* (2009) ‘Automated mapping of tropical deforestation and forest degradation: CLASlite’, *Journal of Applied Remote Sensing*, 3(1), p. 033543. doi: 10.1117/1.3223675.

Asner, G. P. *et al.* (2010) ‘High-resolution forest carbon stocks and emissions in the Amazon’, *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 107(38), pp. 16738–16742. doi: 10.1073/pnas.1004875107.

Barber, C. P. *et al.* (2014) ‘Roads, deforestation, and the mitigating effect of protected areas in the Amazon’, *Biological Conservation*. Elsevier Ltd, 177(2014), pp. 203–209. doi: 10.1016/j.biocon.2014.07.004.

- Barlow, J. and Peres, C. A. (2008) 'Fire-mediated dieback and compositional cascade in an Amazonian forest', *Philosophical Transactions of the Royal Society B: Biological Sciences*, 363(1498), pp. 1787–1794. doi: 10.1098/rstb.2007.0013.
- Bartsch, N. *et al.* (1987) 'Contributions to Oil-Spill Detection and Analysis with Radar and Microwave Radiometry: Results of the Archimedes II Campaign', (6), pp. 677–690.
- Bass, M. S. *et al.* (2010) 'Global Conservation Significance of Ecuador's Yasuní National Park', *PLoS ONE*, 5(1). doi: 10.1371/journal.pone.0008767.
- Berenguer, E. *et al.* (2014) 'A large-scale field assessment of carbon stocks in human-modified tropical forests', *Global Change Biology*, 20(12), pp. 3713–3726. doi: 10.1111/gcb.12627.
- Bodmer, R. and Puertas, P. E. (2000) 'Community-based comanagement of wildlife in the Peruvian Amazon', *Hunting for sustainability in tropical forest*, pp. 395–409.
- Boucher, D. *et al.* (2011) 'The root of the problem what's driving tropical deforestation today?', *Union of Concerned Scientists*, 61(1), pp. 5-8 21-28 101-110. doi: 10.1007/BF00351108.
- Bouvet, A. *et al.* (2018) 'Use of the SAR shadowing effect for deforestation detection with Sentinel-1 time series', *Remote Sensing*, 10(8), pp. 1–20. doi: 10.3390/rs10081250.
- Branford, S. (2019) 'Amazon at risk: Brazil plans rapid road and rail infrastructure expansion', *Mongabay*.
- Brekke, C. and Solberg, A. H. S. (2005) 'Oil spill detection by satellite remote sensing', *Remote Sensing of Environment*, 95(1), pp. 1–13. doi:

10.1016/j.rse.2004.11.015.

Brienen, R. J. W. *et al.* (2015) ‘Long-term decline of the Amazon carbon sink’, *Nature*. Nature Publishing Group, 519(7543), pp. 344–348. doi: 10.1038/nature14283.

Broadbent, E. N. *et al.* (2008) ‘Forest fragmentation and edge effects from deforestation and selective logging in the Brazilian Amazon’, *Biological Conservation*, 141(7), pp. 1745–1757. doi: 10.1016/j.biocon.2008.04.024.

Brototi, R. and Martínez-Alier, J. (2017) *Blockadia por la justicia climática, Ecología Política*.

Buccina, S., Chene, D. and Gramlich, J. (2013) ‘Accounting for the environmental impacts of Texaco’s operations in Ecuador: Chevron’s contingent environmental liability disclosures’, *Accounting Forum*. Elsevier Ltd, 37(2), pp. 110–123. doi: 10.1016/j.accfor.2013.04.003.

Butt, N. *et al.* (2013) ‘Biodiversity risks from fossil fuel extraction’, *Science*, 342(6157), pp. 425–426. doi: 10.1126/science.1237261.

Campanario, Y. and Doyle, C. (2017) *El daño no se olvida: Impactos socioambientales en territorios de pueblos indígenas de la Amazonía norperuana afectados por las operaciones de la empresa Pluspetrol*.

Carnegie Institution for Science (2014) ‘CLASlite. Forest Monitoring Technologie. Version 3.2 User Guide’. Stanford, pp. 1–43.

Carneseccchi, F. *et al.* (2008) ‘An optical model for the interpretation of remotely sensed multispectral images of oil spill’, *Remote Sensing of the Ocean, Sea Ice, and Large Water Regions 2008*, 7105(March 2014), p. 710504. doi: 10.1117/12.800304.

Cartró-sabaté, M. (2018) ‘AMAZO ’ N ’ OIL : EXPOSURE TO OIL AND LEAD FOR AMAZONIAN WILDLIFE’, (May).

- Cartró-Sabaté, M. *et al.* (2019) ‘Anthropogenic lead in Amazonian wildlife’, *Nature Sustainability*, 2, pp. 702–709.
- Chaturvedi, S. K., Banerjee, S. and Lele, S. (2020) ‘An assessment of oil spill detection using Sentinel 1 SAR-C images’, *Journal of Ocean Engineering and Science*. Elsevier B.V., 5(2), pp. 116–135. doi: 10.1016/j.joes.2019.09.004.
- Chen, B. *et al.* (2018) ‘Mapping Forest and Their Spatial – Temporal Changes From 2007 to 2015 in Tropical Hainan Island by Integrating ALOS / ALOS-2 L-Band SAR and Landsat Optical Images’, 11(3), pp. 852–867.
- Cloutis, E. A. (1989) ‘Spectral reflectance properties of hydrocarbons: Remote-sensing implications’, *Science*, 245(4914), pp. 165–168. doi: 10.1126/science.245.4914.165.
- Codato, D. *et al.* (2019) ‘Oil production, biodiversity conservation and indigenous territories: Towards geographical criteria for unburnable carbon areas in the Amazon rainforest’, *Applied Geography*. Elsevier Ltd, 102(December 2018), pp. 28–38. doi: 10.1016/j.apgeog.2018.12.001.
- COICA (2020) *Agenda indígena amazónica*. Available at: <http://coica.org.ec/web/wp-content/uploads/2016/11/Agenda-Indígena-Amazónica.pdf>.
- Congreso de la República (2013) *Informe Final sobre la Situación Indígena de las Cuencas de los ríos Tigre, Pastaza, Corrientes y Marañón*. Lima, Peru.
- Corlett, R. T. and Primack, R. B. (2011) *Tropical Rain Forests: An Ecological and Biogeographical Comparison, 2nd Edition*. Wiley-Blackwell.

Cox, P. M. *et al.* (2004) 'Amazonian forest dieback under climate-carbon cycle projections for the 21st century', *Theoretical and Applied Climatology*, 78(1–3), pp. 137–156. doi: 10.1007/s00704-004-0049-4.

Dantas De Paula, M., Groeneveld, J. and Huth, A. (2016) 'The extent of edge effects in fragmented landscapes: Insights from satellite measurements of tree cover', *Ecological Indicators*. Elsevier Ltd, 69, pp. 196–204. doi: 10.1016/j.ecolind.2016.04.018.

Develey, P. F. and Stouffer, P. C. (2001) 'Effects of roads on movements by understory birds in mixed-species flocks in Central Amazonian Brazil', *Conservation Biology*, 15(5), pp. 1416–1422. doi: 10.1046/j.1523-1739.2001.00170.x.

Diario de Debates (2016) 'Sesión Solemne (Matinal) - 28/7/2016', pp. 133–154. Available at: [http://www2.congreso.gob.pe/Sicr/DiarioDebates/Publicad.nsf/SesionesPleno/05256D6E0073DFE905257FFE00689DDA/\\$FILE/PLO-2016-2.pdf](http://www2.congreso.gob.pe/Sicr/DiarioDebates/Publicad.nsf/SesionesPleno/05256D6E0073DFE905257FFE00689DDA/$FILE/PLO-2016-2.pdf).

DIGESA (2006) 'Informe N° 995-2006/DEPA-APRHI/DIGESA. Evaluación de resultados del monitoreo del río Corrientes y toma de muestras biológicas, en la intervención realizada del 29 de junio al 15 de julio de 2005'. Perú: Dirección General de Salud Ambiental - Ministerio de Salud.

Doan, T. M. and Arriaga, W. A. (2002) 'Microgeographic variation in species composition of the herpetofaunal communities of Tambopata region, Peru', *Biotropica*, 34(1), pp. 101–117. doi: 10.1111/j.1744-7429.2002.tb00246.x.

Doust, H. and Noble, R. A. (2008) 'Petroleum systems of Indonesia', *Marine and Petroleum Geology*, 25(2), pp. 103–129. doi: 10.1016/j.marpetgeo.2007.05.007.

- Dubucq, D. and Ebner, A. (2019) 'Remote sensing onshore hydrocarbon direct detection for exploration: why is it different?', *Earth Resources and Environmental Remote Sensing/GIS Applications X*, 11156. doi: 10.1117/12.2533192.
- Eichner, T. and Pethig, R. (2011) 'Carbon leakage, the green paradox, and perfect future markets', *International Economic Review*, 52(3), pp. 767–805.
- Ewers, R. M. *et al.* (2015) 'Logging cuts the functional importance of invertebrates in tropical rainforest', *Nature Communications*. Nature Publishing Group, 6, pp. 1–7. doi: 10.1038/ncomms7836.
- Fakhru'l-Razi, A. *et al.* (2009) 'Review of technologies for oil and gas produced water treatment', *Journal of Hazardous Materials*, 170(2–3), pp. 530–551. doi: 10.1016/j.jhazmat.2009.05.044.
- FAO (2007) 'Rural population density (persons per square kilometre), 2000 (FGGD)'.
doi: 10.1146/annurev-environ-020411-130608.
- FAO (2016) *State of the world's forest 2016, Forests and agriculture: land-use challenges and opportunities*. Rome. doi: 10.1146/annurev-environ-020411-130608.
- Fearnside, P. M. and De Alencastro Graça, P. M. L. (2006) 'BR-319: Brazil's Manaus-Porto Velho Highway and the potential impact of linking the Arc of Deforestation to Central Amazonia', *Environmental Management*, 38(5), pp. 705–716. doi: 10.1007/s00267-005-0295-y.
- Fearnside, P. M. and Barbosa, R. I. (2004) 'Accelerating deforestation in Brazilian Amazonia: Towards answering open questions', *Environmental Conservation*, 31(1), pp. 7–10. doi: 10.1017/S0376892904001055.
- Federici, S. *et al.* (2015) 'New estimates of CO₂ forest emissions and

removals: 1990-2015', *Forest Ecology and Management*. Elsevier B.V., 352, pp. 89–98. doi: 10.1016/j.foreco.2015.04.022.

Feeley, K. J. *et al.* (2012) 'The relative importance of deforestation, precipitation change, and temperature sensitivity in determining the future distributions and diversity of Amazonian plant species', *Global Change Biology*, 18(8), pp. 2636–2647. doi: 10.1111/j.1365-2486.2012.02719.x.

Finer, M. *et al.* (2008) 'Oil and gas projects in the Western Amazon: Threats to wilderness, biodiversity, and indigenous peoples', *PLoS ONE*, 3(8). doi: 10.1371/journal.pone.0002932.

Finer, M. *et al.* (2009) 'Ecuador's Yasuní Biosphere Reserve: A brief modern history and conservation challenges', *Environmental Research Letters*, 4(3). doi: 10.1088/1748-9326/4/3/034005.

Finer, M. *et al.* (2015) 'Future of oil and gas development in the western Amazon', *Environmental Research Letters*. IOP Publishing, 10(2). doi: 10.1088/1748-9326/10/2/024003.

Finer, M. and Orta-Martínez, M. (2010) 'A second hydrocarbon boom threatens the Peruvian Amazon: Trends, projections, and policy implications', *Environmental Research Letters*, 5(1). doi: 10.1088/1748-9326/5/1/014012.

Forman, R. T. T. (2002) *Road ecology: Science and Solutions*. Island Press.

Gibbs, H. K. *et al.* (2007) 'Monitoring and estimating tropical forest carbon stocks: Making REDD a reality', *Environmental Research Letters*, 2(4). doi: 10.1088/1748-9326/2/4/045023.

Gibbs, H. K. *et al.* (2010) 'Tropical forests were the primary sources of new agricultural land in the 1980s and 1990s', *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 107(38), pp. 16732–

16737. doi: 10.1073/pnas.0910275107.

Girard-Ardhuin, F., Mercier, G. and Garello, R. (2003) 'Oil slick detection by SAR imagery: Potential and limitation', *Oceans 2003: Celebrating the Past... Teaming Toward the Future*, 1(February), pp. 164–169. doi: 10.1109/OCEANS.2003.178539.

Global Carbon Project (2019) 'Fossil CO2 Emissions by source'.

Goosem, M. (1997) 'Internal fragmentation: the effects of roads, highways, and powerline clearings on movements and mortality of rainforest vertebrates', in *Tropical forest remnants: Ecology, management, and conservation of fragmented communities*. University of Chicago Press, pp. 241–255.

Goosem, M. (2000) 'Effects of tropical rainforest roads on small mammals: edge changes in community composition', *Wildlife Research*, 27(2), pp. 151–163.

Goosem, M. (2001) 'Effects of tropical rainforest roads on small mammals: inhibition of crossing movements', *Wildlife Research*, 28(4), pp. 351–364.

Goosem, M. (2007) 'Fragmentation impact caused by roads through rainforests', *Current Science*, pp. 1587–1595. doi: 10.1071/WR96063.

Griffin, P. A. *et al.* (2015) 'Science and the stock market: Investors' recognition of unburnable carbon', *Energy Economics*, 52, pp. 1–12. doi: 10.1016/j.eneco.2015.08.028.

Grimes, A. *et al.* (1994) 'Valuing the rain forest: The economic value of nontimber forest products in Ecuador', *Ambio*, 23(7), pp. 405–410. doi: 10.2307/4314245.

Hamunyela, E., Verbesselt, J. and Herold, M. (2016) 'Using spatial context to improve early detection of deforestation from Landsat time series',

Remote Sensing of Environment. Elsevier Inc., 172, pp. 126–138. doi: 10.1016/j.rse.2015.11.006.

Hansen, M. *et al.* (2016) ‘Humid tropical forest disturbance alerts using Landsat data’, *Environmental Research Letters*. IOP Publishing, 11(3). doi: 10.1088/1748-9326/11/3/034008.

Hansen, M. C. *et al.* (2013) ‘High-resolution global maps of 21st-century forest cover change’, *Science*, 342(6160), pp. 850–853. doi: 10.1126/science.1244693.

Hansen, M. C. C. *et al.* (2013) ‘High-Resolution Global Maps of 21st-Century Forest Cover Change’, *Science*, 342(November), pp. 850–854. doi: 10.1126/science.1244693.

Hese, S. and Schmullius, C. (2009) ‘High spatial resolution image object classification for terrestrial oil spill contamination mapping in West Siberia’, *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 11(2), pp. 130–141. doi: 10.1016/j.jag.2008.12.002.

Houghton, R. A. (2013) ‘The emissions of carbon from deforestation and degradation in the tropics: Past trends and future potential’, *Carbon Management*, 4(5), pp. 539–546. doi: 10.4155/cmt.13.41.

Huete, A. *et al.* (2002) ‘Overview of the radiometric and biophysical performance of the MODIS vegetation indices’, *Remote Sensing of Environment*, 83(1–2), pp. 195–213. doi: 10.1016/S0034-4257(02)00096-2.

Hurtig, A. K. and San Sebastián, M. (2002) ‘Geographical differences in cancer incidence in the Amazon basin of Ecuador in relation to residence near oil fields’, *International Journal of Epidemiology*, 31(5), pp. 1021–1027. doi: 10.1093/ije/31.5.1021.

- IEA (2020a) *CO2 Emissions from Fuel Combustion*.
- IEA (2020b) *Key World Energy Statistics 2020*, IEA. Paris. doi: <https://www.iea.org/reports/key-world-energy-statistics-2020>.
- IIAP (1994) *Evaluación de la capacidad de tierras y de os recursos naturales de la Reserva Nacional Pacaya Samiria. Informe final*. Lima, Perú.
- INPE (2019) *Programa Queimadas*. Available at: <http://queimadas.dgi.inpe.br/queimadas/aq1km/>.
- INPE and Fundação SOS Mata Atlântica (2018) *Atlas dos Remanescentes Florestais da Mata Atlântica*. Available at: <https://www.sosma.org.br/projeto/atlas-da-mata-atlantica/dados-mais-recentes/>.
- Ivanov, A. Y. *et al.* (2018) ‘Oil spills in the Barents Sea based on satellite monitoring using SAR: spatial distribution and main sources’, *International Journal of Remote Sensing*. Taylor & Francis, 39(13), pp. 4484–4498. doi: 10.1080/01431161.2017.1371869.
- Jakob, M. and Hilaire, J. (2015) ‘Unburnable fossil-fuel reserves’, *Nature*, 517, pp. 150–151. doi: <https://doi.org/10.1038/517150a>.
- Jenkins, C. N. and Van Houtan, K. S. (2016) ‘Global and regional priorities for marine biodiversity protection’, *Biological Conservation*. Elsevier Ltd., 204, pp. 333–339. doi: 10.1016/j.biocon.2016.10.005.
- Jenkins, C. N., Pimm, S. L. and Joppa, L. N. (2013) ‘Global patterns of terrestrial vertebrate diversity and conservation’, *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 110(28), pp. E2603–E2610. doi: 10.1073/pnas.1302251110.
- Jernelöv, A. (2010) ‘The threats from oil spills: Now, then, and in the

future', *Ambio*, 39(6), pp. 353–366. doi: 10.1007/s13280-010-0085-5.

Jin, Y. *et al.* (2016) 'Mapping deforestation in north korea using phenology-based multi-index and random forest', *Remote Sensing*, 8(12), pp. 1–16. doi: 10.3390/rs8120997.

Joshi, N. *et al.* (2015) 'Mapping dynamics of deforestation and forest degradation in tropical forests using radar satellite data', *Environmental Research Letters*. IOP Publishing, 10(3). doi: 10.1088/1748-9326/10/3/034014.

Jung, M. *et al.* (2010) 'Recent decline in the global land evapotranspiration trend due to limited moisture supply', *Nature*, 467(7318), pp. 951–954. doi: 10.1038/nature09396.

Kanniah, K. D., Mohd Najib, N. E. and Vu, T. T. (2016) 'Forest Cover Mapping in Iskandar Malaysia Using Satellite Data', *ISPRS - International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, XLII-4/W1(October), pp. 71–75. doi: 10.5194/isprs-archives-XLII-4-W1-71-2016.

Karathanassi, V. (2014) 'Spectral Unmixing Evaluation for Oil Spill Characterization', *International Journal of Remote Sensing Applications*, 4(1), p. 1. doi: 10.14355/ijrsa.2014.0401.01.

Keeley, J. E. (2009) 'Fire intensity, fire severity and burn severity: A brief review and suggested usage', *International Journal of Wildland Fire*, 18(1), pp. 116–126. doi: 10.1071/WF07049.

Kelly, M. (2011) 'Ending corporate impunity for genocide: The case against China's state-owned petroleum company in Sudan', (December 2011).

Keramitsoglou, I., Cartalis, C. and Kiranoudis, C. T. (2006) 'Automatic

- identification of oil spills on satellite images’, *Environmental Modelling and Software*, 21(5), pp. 640–652. doi: 10.1016/j.envsoft.2004.11.010.
- Khanna, S. *et al.* (2013) ‘Detection of salt marsh vegetation stress and recovery after the Deepwater Horizon Oil Spill in Barataria Bay, Gulf of Mexico using AVIRIS data’, *PLoS ONE*, 8(11). doi: 10.1371/journal.pone.0078989.
- Kleinschroth, F. *et al.* (2016) ‘How persistent are the impacts of logging roads on Central African forest vegetation?’, *Journal of Applied Ecology*, 53(4), pp. 1127–1137. doi: 10.1111/1365-2664.12661.
- Klemas, V. (2010) ‘Tracking Oil Slicks and Predicting their Trajectories Using Remote Sensors and Models: Case Studies of the Sea Princess and Deepwater Horizon Oil Spills’, *Journal of Coastal Research*, 265(September 2010), pp. 789–797. doi: 10.2112/10a-00012.1.
- Kolokoussis, P. (2018) ‘Oil Spill Detection and Mapping Using Sentinel 2 Imagery’, *Journal of Marine Science and Engineering*, 6(1), p. 4. doi: 10.3390/jmse6010004.
- Laurance, S. G. W., Stouffer, P. C. and Laurance, W. F. (2004) ‘Effects of road clearings on movement patterns of understorey rainforest birds in Central Amazonia’, *Conservation Biology*, 18(4), pp. 1099–1109. doi: 10.1111/j.1523-1739.2004.00268.x.
- Laurance, W. F. *et al.* (2001) ‘The future of the Brazilian Amazon’, *Science*, 291(5503), pp. 438–439. doi: 10.1126/science.291.5503.438.
- Laurance, W. F. (2001) ‘The hyper-diverse flora of the Central Amazon: an overview’, in *Lessons from Amazonia: The ecology and conservation of a fragmented forest*. New Haven, Connecticut: Yale University Press, pp. 47–53.

Laurance, W. F. (2013) 'Emerging threats to tropical forests', *Treetops at Risk: Challenges of Global Canopy Ecology and Conservation*, 100(3), pp. 71–79. doi: 10.1007/978-1-4614-7161-5_5.

Laurance, W. F. *et al.* (2014) 'A global strategy for road building', *Nature*. Nature Publishing Group, 513(7517), pp. 229–232. doi: 10.1038/nature13717.

Laurance, W. F., Goosem, M. and Laurance, S. G. W. (2009) 'Impacts of roads and linear clearings on tropical forests', *Trends in Ecology and Evolution*, 24(12), pp. 659–669. doi: 10.1016/j.tree.2009.06.009.

Laurance, W. F., Sayer, J. and Cassman, K. G. (2014) 'Agricultural expansion and its impacts on tropical nature', *Trends in Ecology and Evolution*. Elsevier Ltd, 29(2), pp. 107–116. doi: 10.1016/j.tree.2013.12.001.

Leaton, J. (2012) *Unburnable Carbon: Are the World's Financial Markets Carrying a Carbon Bubble?*, Carbon Tracker Initiative.

Lee, M. S. *et al.* (2016) 'Detection and dispersion of oil spills from satellite optical images in a coastal bay', *International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*. IEEE, 2016-November, pp. 2491–2494. doi: 10.1109/IGARSS.2016.7729643.

Lessmann, J. *et al.* (2016) 'Large expansion of oil industry in the Ecuadorian Amazon: biodiversity vulnerability and conservation alternatives', *Ecology and Evolution*, 6(14), pp. 4997–5012. doi: 10.1002/ece3.2099.

Lessmann, J. *et al.* (2019) 'Cost-effective protection of biodiversity in the western Amazon', *Biological Conservation*. Elsevier, 235(April), pp. 250–259. doi: 10.1016/j.biocon.2019.04.022.

- Li, L., Ustin, S. L. and Lay, M. (2005) ‘Application of AVIRIS data in detection of oil-induced vegetation stress and cover change at Jornada, New Mexico’, *Remote Sensing of Environment*, 94(1), pp. 1–16. doi: 10.1016/j.rse.2004.08.010.
- Li, W., Fu, R. and Dickinson, R. E. (2006) ‘Rainfall and its seasonality over the Amazon in the 21st century as assessed by the coupled models for the IPCC AR4’, *Journal of Geophysical Research Atmospheres*, 111(2), pp. 1–14. doi: 10.1029/2005JD006355.
- Liu, D., Zhang, J. and Wang, X. (2016) ‘Reference spectral signature selection using density-based cluster for automatic oil spill detection in hyperspectral images’, *Optics Express*, 24(7), p. 7411. doi: 10.1364/oe.24.007411.
- Lovejoy, T. E. and Nobre, C. (2018) ‘Amazon tipping point’, *Science Advances*, 4(2), pp. 1–2. doi: 10.1126/sciadv.aat2340.
- Mahdianpari, M. and Salehi, B. (2016) ‘The Investigation of Oil Spill Detection in Terrestrial Area Using Proximal and The Investigation of Oil Spill Detection in Terrestrial Area Using Proximal and UAV Data’, in.
- Malhi, Y. *et al.* (2013) ‘African rainforests: past, present and future’, *Journal of Chemical Information and Modeling*, 53(9), pp. 1689–1699. doi: 10.1017/CBO9781107415324.004.
- Margono, B. A. *et al.* (2012) ‘Mapping and monitoring deforestation and forest degradation in Sumatra (Indonesia) using Landsat time series data sets from 1990 to 2010’, *Environmental Research Letters*, 7(3). doi: 10.1088/1748-9326/7/3/034010.
- Marimon, B. S. *et al.* (2014) ‘Disequilibrium and hyperdynamic tree turnover at the forest-cerrado transition zone in southern Amazonia’, *Plant Ecology and Diversity*. Taylor & Francis, 7(1–2), pp. 281–292. doi:

10.1080/17550874.2013.818072.

McGlade, C. and Ekins, P. (2015) 'The geographical distribution of fossil fuels unused when limiting global warming to 2°C', *Nature*. Nature Publishing Group, 517(7533), pp. 187–190. doi: 10.1038/nature14016.

van der Meijde, M. *et al.* (2013) 'Detection of hydrocarbons in clay soils: A laboratory experiment using spectroscopy in the mid-and thermal infrared', *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*. Elsevier B.V., 23(1), pp. 384–388. doi: 10.1016/j.jag.2012.11.001.

Memarsadeghi, N. *et al.* (2007) 'A fast implementation of the isodata clustering algorithm', *International Journal of Computational Geometry and Applications*, 17(1), pp. 71–103. doi: 10.1142/S0218195907002252.

Mena, C. F. *et al.* (2016) *Remote Sensing of Oil Spills: Linking Community Monitoring and Satellite Image Processing in the Ecuadorian Amazon, Reference Module in Earth Systems and Environmental Sciences*. Elsevier Inc. doi: 10.1016/B978-0-12-409548-9.10425-7.

Meng, J. *et al.* (2016) 'Mapping forest health using spectral and textural information extracted from SPOT-5 satellite images', *Remote Sensing*, 8(9). doi: 10.3390/rs8090719.

Meudec, A. *et al.* (2007) 'Relationship between heavy fuel oil phytotoxicity and polycyclic aromatic hydrocarbon contamination in *Salicornia fragilis*', *Science of the Total Environment*, 381(1–3), pp. 146–156. doi: 10.1016/j.scitotenv.2007.04.005.

MINEM (1998) *Evaluación Ambiental Territorial de la Cuencas de los Ríos Tigre-Pastaza*.

Ministerio de Energía y Minas (2017) 'Actividades en Explotación de

Hidrocarburos 2016', p. 28. Available at: [http://www.minem.gob.pe/minem/archivos/5_ CAP 2 - EXPLOTACION DE HC.pdf](http://www.minem.gob.pe/minem/archivos/5_CAP 2 - EXPLOTACION DE HC.pdf).

Ministerio de Energía y Minas (2018) *Libro Anual de Recursos de Hidrocarburos. Resumen ejecutivo 2018*.

Ministerio de Transporte y Comunicaciones del Perú (2019) 'Plan de Desarrollo de los Servicios Logísticos de Transporte', p. 2456. Available at: http://transparencia.mtc.gob.pe/idm_docs/Resoluciones_Viceministeriales/13412.pdf.

Ministerio del Ambiente (2008) 'Decreto Supremo N° 002-2008'.

Ministerio del Ambiente (2013a) 'Resolución Ministerial N° 094-2013'. Lima, Perú: MINAM.

Ministerio del Ambiente (2013b) 'Resolución Ministerial N°263-2013'. Lima, Perú: MINAM.

Ministerio del Ambiente (2013c) 'Resolución Ministerial N°370-2013'. Lima, Perú: MINAM.

Ministerio del Ambiente (2014a) 'Decreto Supremo N°006-2014-SA'. Lima, Perú: MINAM.

Ministerio del Ambiente (2014b) 'Resolución Ministerial N° 136-2014'.

Mityagina, M. and Lavrova, O. (2016) 'Satellite survey of inner seas: Oil pollution in the Black and Caspian Seas', *Remote Sensing*, 8(10). doi: 10.3390/rs8100875.

Muñoz Peña, M. A. and Navarro, F. A. R. (2016) 'An NDVI-data harmonic analysis to study deforestation in Peru's Tahuamanu province during 2001–2011', *International Journal of Remote Sensing*, 37(4), pp. 856–875. doi:

10.1080/01431161.2015.1136446.

Myers, N. *et al.* (2000) 'Biodiversity hotspots for conservation priorities', *Nature*, 403, pp. 853–858.

Myneni, R. B. *et al.* (1997) 'Increased plant growth in the northern high latitudes from 1981 to 1991', *Nature*, 386(6626), pp. 698–702. doi: 10.1038/386698a0.

Neff, J. M. (2008) 'Estimation of bioavailability of metals from drilling mud barite', *Integrated Environmental Assessment and Management*, 4(2), pp. 184–193. doi: 10.1897/IEAM_2007-037.1.

Noomen, M. *et al.* (2015) 'Evaluating the feasibility of multitemporal hyperspectral remote sensing for monitoring bioremediation', *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 34(1), pp. 217–225.

O'Callaghan-Gordo, C. *et al.* (2018) 'Oil extraction in the Amazon basin and exposure to metals in indigenous populations', *Environmental Research*. Elsevier Inc., 162(February), pp. 226–230. doi: 10.1016/j.envres.2018.01.013.

O'Callaghan-Gordo, C., Orta-Martínez, M. and Kogevinas, M. (2016) 'Health effects of non-occupational exposure to oil extraction', *Environmental Health: A Global Access Science Source*. Environmental Health, 15(1), pp. 1–4. doi: 10.1186/s12940-016-0140-1.

Oliveira, P. J. C. *et al.* (2007) 'Land-use allocation protects the Peruvian Amazon', *Science*, 317(5842), pp. 1233–1236. doi: 10.1126/science.1146324.

OPEC (2016) 'Monthly Oil Market Report 2015', (February), pp. 1–100.

Organization of Petroleum Exporting Countries (2018) *Monthly Oil Market*

Report February 2018, Petroleum studies department. Vienna, Austria.

Orta-Martínez, M. *et al.* (2007) ‘Impacts of petroleum activities for the Achuar people of the Peruvian Amazon: Summary of existing evidence and research gaps’, *Environmental Research Letters*, 2(4). doi: 10.1088/1748-9326/2/4/045006.

Orta-Martínez, M. *et al.* (2018a) ‘First evidences of Amazonian wildlife feeding on petroleum-contaminated soils: A new exposure route to petrogenic compounds?’, *Environmental Research*. Elsevier Inc., 160(August 2017), pp. 514–517. doi: 10.1016/j.envres.2017.10.009.

Orta-Martínez, M. *et al.* (2018b) ‘First evidences of Amazonian wildlife feeding on petroleum-contaminated soils: A new exposure route to petrogenic compounds?’, *Environmental Research*. Elsevier Inc., 160(October 2017), pp. 514–517. doi: 10.1016/j.envres.2017.10.009.

Orta-Martínez, M. and Finer, M. (2010) ‘Oil frontiers and indigenous resistance in the Peruvian Amazon’, *Ecological Economics*. Elsevier B.V., 70(2), pp. 207–218. doi: 10.1016/j.ecolecon.2010.04.022.

Orta-martínez, M., Pellegrini, L. and Arsel, M. (2018) “‘ The squeaky wheel gets the grease ’”? The conflict imperative and the slow fight against environmental injustice in northern Peruvian Amazon’, 23(3).

OSINERG (2007) *Derrames reportados: 1998–2006 [Includes: Informes preliminares de derrame o fuga de petróleo crudo o derivados, remitidos por Oxy-Perú y Pluspetrol del Norte S.A. a OSINERG durante el periodo 1998–2002]*.

Otremba, Z. (2016) ‘Oil droplet clouds suspended in the sea: Can they be remotely detected?’, *Remote Sensing*, 8(10). doi: 10.3390/rs8100857.

Ozigis, M. S., Kaduk, J. D. and Jarvis, C. H. (2019) ‘Mapping terrestrial oil

spill impact using machine learning random forest and Landsat 8 OLI imagery: a case site within the Niger Delta region of Nigeria’, *Environmental Science and Pollution Research*. *Environmental Science and Pollution Research*, 26(4), pp. 3621–3635. doi: 10.1007/s11356-018-3824-y.

Pan, Y. *et al.* (2011) ‘A large and persistent carbon sink in the world’s forests’, *Science*, 333(August), pp. 988–993.

Pearson, T. R. H. *et al.* (2017) ‘Greenhouse gas emissions from tropical forest degradation: An underestimated source’, *Carbon Balance and Management*, 12(1). doi: 10.1186/s13021-017-0072-2.

Pekel, J. F. *et al.* (2016) ‘High-resolution mapping of global surface water and its long-term changes’, *Nature*. Nature Publishing Group, 540(7633), pp. 418–422. doi: 10.1038/nature20584.

Pellegrini, L. *et al.* (2020) ‘Institutional mechanisms to keep unburnable fossil fuel reserves in the soil’, *Energy Policy*. doi: 10.1016/j.enpol.2020.112029.

Petroperu S.A. (1983) ‘Petroperu. Memoria anual 1982’, p. 61.

Pisano, A., Bignami, F. and Santoleri, R. (2015) ‘Oil spill detection in glint-contaminated near-infrared MODIS imagery’, *Remote Sensing*, 7(1), pp. 1112–1134. doi: 10.3390/rs70101112.

Pitman, N. C. A. *et al.* (2008) ‘Tree Community Change across 700 Km of Lowland Amazonian Forest from the Andean Foothills to Brazil’, *Biotropica*, 40(5), pp. 525–535.

Pluspetrol Norte S.A and SeaCrest Group Peru (2005) *Plan Ambiental Complementario (PAC) del Lote 8*.

Pohlman, C. L., Turton, S. M. and Goosem, M. (2009) ‘Temporal variation

- in microclimatic edge effects near powerlines, highways and streams in Australian tropical rainforest', *Agricultural and Forest Meteorology*, 149(1), pp. 84–95. doi: 10.1016/j.agrformet.2008.07.003.
- Pons, X. (2004) 'MiraMon. Sistema d'Informació Geogràfica i software de Teledetecció'. Bellaterra. doi: 84-931323-4-9.
- Pons, X. *et al.* (2014) 'Automatic and improved radiometric correction of landsat imagery using reference values from MODIS surface reflectance images', *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*. Elsevier B.V., 33(1), pp. 243–254. doi: 10.1016/j.jag.2014.06.002.
- Pons, X. and Solé-Sugrañes, L. (1994) 'A simple radiometric correction model to improve automatic mapping of vegetation from multispectral satellite data', *Remote Sensing of Environment*, 48(2), pp. 191–204. doi: 10.1016/0034-4257(94)90141-4.
- Powers, B. (2008) 'Informe sobre Avances en los Proyectos de Reinyección en los Lotes 1AB y 8 Índice', p. 25.
- Prastyani, R. and Basith, A. (2018) 'Utilisation of Sentinel-1 SAR Imagery for Oil Spill Mapping: A Case Study of Balikpapan Bay Oil Spill', *JGISE: Journal of Geospatial Information Science and Engineering*, 1(1). doi: 10.22146/jgise.38533.
- Prince, S. D. *et al.* (1998) 'Inference of surface and air temperature, atmospheric precipitable water and vapor pressure deficit using advanced very high-resolution radiometer satellite observations: Comparison with field observations', *Journal of Hydrology*, 212–213(1–4), pp. 230–249. doi: 10.1016/S0022-1694(98)00210-8.
- Puertas, P. and Bodmer, R. E. (1993) 'Conservation of a high diversity primate assemblage', *Biodiversity and Conservation*, 2(6), pp. 586–593.

doi: 10.1007/BF00051959.

RAISG (2012) *Amazonía bajo presión*.

Reátegui-Zirena, E. G. *et al.* (2014) ‘Polycyclic aromatic hydrocarbon concentrations, mutagenicity, and Microtox® acute toxicity testing of Peruvian crude oil and oil-contaminated water and sediment’, *Environmental Monitoring and Assessment*, 186(4), pp. 2171–2184. doi: 10.1007/s10661-013-3527-2.

Red Amazónica de Información Socioambiental Georreferenciada (2014) ‘Deforestación en la Amazonía : (1970-2013)’, p. 25.

Ribeiro de Castro Solar, R. *et al.* (2016) ‘Biodiversity consequences of land-use change and forest disturbance in the Amazon: A multi-scale assessment using ant communities’, *Biological Conservation*. The Authors, 197, pp. 98–107. doi: 10.1016/j.biocon.2016.03.005.

Ritchie, H. and Roser, M. (2017) ‘CO₂ and Greenhouse Gas Emissions’. OurWorldInData.org. Available at: <https://ourworldindata.org/co2-and-other-greenhouse-gas-emissions>.

Rosell-Melé, A. *et al.* (2018) ‘Oil pollution in soils and sediments from the Northern Peruvian Amazon’, *Science of the Total Environment*. Elsevier B.V., 610–611, pp. 1010–1019. doi: 10.1016/j.scitotenv.2017.07.208.

Rourke, D. O. and Connolly, S. (2003) ‘Just Oil? The Distribution of Environmental and Social Impacts of Oil Production and Consumption’, pp. 587–617. doi: 10.1146/annurev.energy.28.050302.105617.

Rouse, J. W. *et al.* (1974) ‘Monitoring vegetation systems in the great plains with ERTS’, *Third Earth Resources Technology Satellite (ERTS) symposium*, 1, pp. 309–317. doi: citeulike-article-id:12009708.

RPP (2016) ‘Entrevista al presidente Pedro Pablo Kuczynski’. Available at:

- <https://rpp.pe/politica/gobierno/ppk-tengo-un-mapa-de-carreteras-de-1940-y-es-casi-el-mismo-hoy-noticia-978116>.
- Rudel, T. K. *et al.* (2009) ‘Changing drivers of deforestation and new opportunities for conservation’, *Conservation Biology*, 23(6), pp. 1396–1405. doi: 10.1111/j.1523-1739.2009.01332.x.
- Running, S. W. *et al.* (2004) ‘A continuous satellite-derived measure of global terrestrial primary production’, *BioScience*, 54(6), pp. 547–560. doi: 10.1641/0006-3568(2004)054[0547:ACSMOG]2.0.CO;2.
- Ryan, C. M. *et al.* (2012) ‘Quantifying small-scale deforestation and forest degradation in African woodlands using radar imagery’, pp. 243–257. doi: 10.1111/j.1365-2486.2011.02551.x.
- Saatchi, S. S. *et al.* (2011) ‘Benchmark map of forest carbon stocks in tropical regions across three continents’, *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 108(24), pp. 9899–9904. doi: 10.1073/pnas.1019576108.
- Sales, L. P., Galetti, M. and Pires, M. M. (2020) ‘Climate and land-use change will lead to a faunal “savannization” on tropical rainforests’, *Global Change Biology*, (March), pp. 1–9. doi: 10.1111/gcb.15374.
- Scafutto, R. D. M. and Souza Filho, C. R. de (2016) ‘Quantitative characterization of crude oils and fuels in mineral substrates using reflectance spectroscopy: Implications for remote sensing’, *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*. Elsevier B.V., 50, pp. 221–242. doi: 10.1016/j.jag.2016.03.017.
- Scafutto, R. D. P. M., de Souza Filho, C. R. and de Oliveira, W. J. (2017) ‘Hyperspectral remote sensing detection of petroleum hydrocarbons in mixtures with mineral substrates: Implications for onshore exploration and monitoring’, *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*.

International Society for Photogrammetry and Remote Sensing, Inc. (ISPRS), 128, pp. 146–157. doi: 10.1016/j.isprsjprs.2017.03.009.

Schultz, M. *et al.* (2016) ‘Performance of vegetation indices from Landsat time series in deforestation monitoring’, *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*. Elsevier B.V., 52(May 2012), pp. 318–327. doi: 10.1016/j.jag.2016.06.020.

SERNANP (2020) *Pacaya-Samiria*. Available at: <https://www.sernanp.gob.pe/pacaya-samiria>.

Serra, J. M., Cristobal, J. and Ninyerola, M. (2011) ‘A Classification Procedure for Mapping Topo-climatic Conditions for Strategic Vegetation Planning’, *Environmental Modeling and Assessment*, 16(1), pp. 77–89. doi: 10.1007/s10666-010-9232-4.

Silveira, E. M. O., Acerbi-junior, F. W. and Wulder, M. A. (2018) ‘Using Spatial Features to Reduce the Impact of Seasonality for Detecting Tropical Forest Changes from Landsat Time Series’. doi: 10.3390/rs10060808.

Silvério, D. *et al.* (2019) *Amazon on fire*. Available at: <https://amazon.org.br/publicacoes/boletim-dodesmatamento-da-%0Ahttps://ipam.org.br/bibliotecas/technical-note-amazon-on-fire/>.

Sinn, H. W. (2009) ‘The Green Paradox’, *CESifo Forum*, pp. 10–13.

Slik, J. W. F. *et al.* (2015) ‘An estimate of the number of tropical tree species’, *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 112(33), pp. E4628–E4629. doi: 10.1073/pnas.1512611112.

Sloan, S. and Sayer, J. A. (2015) ‘Forest Resources Assessment of 2015 shows positive global trends but forest loss and degradation persist in poor tropical countries’, *Forest Ecology and Management*. Elsevier B.V., 352,

- pp. 134–145. doi: 10.1016/j.foreco.2015.06.013.
- Soares-Filho, B. S. *et al.* (2006) ‘Modelling conservation in the Amazon basin’, *Nature*, 440(7083), pp. 520–523. doi: 10.1038/nature04389.
- Sohn, Y. and Rebello, N. S. (2002) ‘Supervised and unsupervised spectral angle classifiers’, *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 68(12), pp. 1271–1280.
- Souza, C. *et al.* (2003) ‘Mapping forest degradation in the Eastern Amazon from SPOT 4 through spectral mixture models’, *Remote Sensing of Environment*, 87(4), pp. 494–506. doi: 10.1016/j.rse.2002.08.002.
- Souza, J. C. M., Hayashi, S. and Verissimo, A. (2009) ‘Near real-time deforestation detection for enforcement of forest reserves in Mato Grosso’, *Land Governance In Support Of The MDGS: Responding to new challenges*, pp. 1–8. Available at: http://www.fig.net/resources/proceedings/2009/fig_wb_2009/papers/trn/trn_2_souza.pdf.
- Ter Steege, H. *et al.* (2003) ‘A spatial model of tree α -diversity and tree density for the Amazon’, *Biodiversity and Conservation*, 12(11), pp. 2255–2277. doi: 10.1023/A:1024593414624.
- Suárez, E. *et al.* (2013) ‘Controlling access to oil roads protects forest cover, but not wildlife communities: A case study from the rainforest of Yasuní Biosphere Reserve (Ecuador)’, *Animal Conservation*, 16(3), pp. 265–274. doi: 10.1111/j.1469-1795.2012.00592.x.
- Tabarelli, M., Peres, C. A. and Melo, F. P. L. (2012) ‘The “few winners and many losers” paradigm revisited: Emerging prospects for tropical forest biodiversity’, *Biological Conservation*. Elsevier Ltd, 155, pp. 136–140. doi: 10.1016/j.biocon.2012.06.020.

Tam, N. F. Y., Wong, T. W. Y. and Wong, Y. S. (2005) 'A case study on fuel oil contamination in a mangrove swamp in Hong Kong', *Marine Pollution Bulletin*, 51(8–12), pp. 1092–1100. doi: 10.1016/j.marpolbul.2005.06.005.

Tang, X. *et al.* (2019) 'Near real-time monitoring of tropical forest disturbance: New algorithms and assessment framework', *Remote Sensing of Environment*. Elsevier, 224(October), pp. 202–218. doi: 10.1016/j.rse.2019.02.003.

Temper, L., Bene, D. del and Martinez-Alier, J. (2015) 'Mapping the frontiers and front lines of global environmental justice: The EJAtlas', *Journal of Political Ecology*, 22(266642), pp. 254–278. doi: 10.2458/v22i1.21108.

Terborgh, J. *et al.* (1990) 'Structure and Organization of an Amazonian Forest Bird Community', *Ecological Monographs*, 60(2), pp. 213–238.

The Economist (2019) 'The truth about big oil and climate change'.

Tong, S. *et al.* (2019) 'Multi-feature based ocean oil spill detection for polarimetric SAR data using random forest and the self-similarity parameter', *Remote Sensing*, 11(4), pp. 1–21. doi: 10.3390/rs11040451.

Topouzelis, K. and Singha, S. (2016) *Oil Spill Detection Using Space-Borne Sentinel-1 SAR Imagery, Oil Spill Science and Technology: Second Edition*. Elsevier Inc. doi: 10.1016/B978-0-12-809413-6.00006-0.

Tucker, C. J. (1979) 'Red and photographic infrared linear combinations for monitoring vegetation', *Remote Sensing of Environment*, 8(2), pp. 127–150. doi: 10.1016/0034-4257(79)90013-0.

UN FAO (2015) *Global Forest Resources Assessment 2015 - Desk reference*. Available at: <http://www.fao.org/3/a-i4808e.pdf>.

- UNDP (2018) *Estudio Técnico Independiente del ex Lote 1AB*.
- United Nations Treaty Collection (2016) *Status of treaties. Chapter XVII 7.d*.
- Valenzuela, G. R. (1978) 'Theories for the interaction of electromagnetic and oceanic waves — A review', *Boundary-Layer Meteorology*, 13(1), pp. 61–85. doi: 10.1007/BF00913863.
- Verbesselt, J., Zeileis, A. and Herold, M. (2012) 'Near real-time disturbance detection using satellite image time series', *Remote Sensing of Environment*. Elsevier Inc., 123, pp. 98–108. doi: 10.1016/j.rse.2012.02.022.
- Viña, A., Echavarría, F. R. and Rundquist, D. C. (2004) 'Satellite change detection analysis of deforestation rates and patterns along the Colombia - Ecuador border', *Ambio*, 33(3), pp. 118–125. doi: 10.1579/0044-7447-33.3.118.
- Witzig, R. and Ascencios, M. (1999) 'The Road to Indigenous Extinction : Case Study of Resource Exportation , Disease Importation , and Human Rights Violations against the Urarina in the Peruvian Amazon', *Health and Human Rights*, 4(1), pp. 60–81.
- Woodward, C. L. (1996) 'Soil compaction and topsoil removal effects on soil properties and seedling growth in Amazonian Ecuador', *Forest Ecology and Management*, 82(1–3), pp. 197–209. doi: 10.1016/0378-1127(95)03667-9.
- Wright, S. J. and Muller-Landau, H. C. (2006) 'The Future of Tropical Forest Species 1 Amazon Basin and Guiana Shield , or the Congo Basin and western Given the importance of habitat loss to estimates of future', *Biotropica*, 38(3), pp. 287–301. doi: DOI 10.1111/j.1744-7429.2006.00154.x.

Xu, H. (2006) ‘Modification of normalised difference water index (NDWI) to enhance open water features in remotely sensed imagery’, *International Journal of Remote Sensing*, 27(14), pp. 3025–3033. doi: 10.1080/01431160600589179.

Yang, X. and Lo, C. P. (2002) ‘Using a time series of satellite imagery to detect land use and land cover changes in the Atlanta , Georgia metropolitan area’, *International Journal of Remote Sensing*, 23(9), pp. 1775–1798.

Yusta-García, R. *et al.* (2015) ‘Indicadores de la Contaminación Petrogénica en la reserva Nacional del Pacaya Samiria’, p. 99.

Yusta-García, R. *et al.* (2017) ‘Water contamination from oil extraction activities in Northern Peruvian Amazonian rivers’, *Environmental Pollution*, 225, pp. 370–380. doi: 10.1016/j.envpol.2017.02.063.