

持続可能開発目標達成支援事業（aXis）

Bタイプ研究分野「防災」

研究課題名

「機械学習を用いた匿名化された携帯電話データと衛星画像解析
による災害弱者抽出モデルの構築」

終 了 報 告 書

研究期間

2020年4月1日から2022年3月31日まで

研究代表者： 柴崎 亮介

東京大学・教授

I. 国際共同研究の内容（公開）

1. 当初の研究計画に対する進捗状況

(1) 研究の主なスケジュール(実績)

研究題目・活動	2020年度				2021年度			
	4～6月	7～9月	10～12月	1～3月	4～6月	7～9月	10～12月	1～3月
1. 携帯電話データとスラムデータを組み合わせた脆弱人口抽出モデル開発							現地調査 *2	
1-1 脆弱人口の実態調査							WP2 との統合	
1-2 モデル開発							データ整備	
1-3 システム開発・データ整備	システム開発		モデル開発・分析		エンゲージメントモデル調査・議論			
1-4 エンゲージメントモデル検討				ワークショップ・セミナー				
1-5 技術移転・成果普及								ワークショップ・セミナー *4
2. 衛星画像を用いたスラム推定モデル開発							モデルの改良	WP1 との統合
2-1 モデル開発			モデル学習					
2-2 教師データ・検証データ収集	目視判読による収集			現地調査 *1				
2-3 技術移転マテリアル開発			コードの整理	Jupyter Notebook 作成				
							ワークショップ・セミナー *4	
渡航活動					脆弱人口調査・研究交流 *3 (2人・20日)			

* 1 コロナ禍の影響で相手国に渡航できなかったため、一部の項目に絞って 2020 年に実施した。

* 2 * 1 で実施できなかった項目と併せ、人口の実態調査については、本年度実施した。

* 3 実施時に現地における自主隔離等が必要な場合は、当該日数を加えて計上している。

* 4 オミクロン株の影響によりモザンビークへの渡航における帰国の不確実性が高いため、当初は現地での実施を予定していたが、オンラインで実施する見込み。

(2) プロジェクト開始時の構想からの変更点(該当する場合)

本研究では、研究開始当初から以下の計画の見直しを行った。

① 現地調査の実施方法と収集データ項目の変更

コロナ禍の影響で、当初想定していた調査の方法を見直し、現状で調査が可能な項目（対面の人と人とのコンタクトを必要としないもの）に絞って調査を実施した。

② 研究成果の社会実装に鑑みた、データ提供者を含めたエンゲージメントモデル検討

本研究では、成果を社会実装していくプロセス・方向性について、主にデータの利用者を中心に、ユースケースの検討を通じて議論・検討をすすめることを予定していた。しかし、議論を進める中で、当該研究成果を持続可能な形で社会実装していく上では、データ提供者を含めたエンゲージメントモデルを検討していくことが重要であるという認識がなされた。このため、フィージビリティスタディという形でヒアリング調査を実施し、データ提供者のインセンティブという観点を含めた、

実現可能なエンゲージメントモデルの検討を行った。この結果を受け、既存の研究計画に加えて、データ提供者を交えた議論、データ利用モデルに関する調査等についても今年度実施した。

③ ワークショップ、セミナー等の成果発表と技術移転の方法の変更

当初は現地で対面での実施を想定していたが、別の機会の渡航の際、オミクロン株の影響で、モザンビークに渡航した場合に日本に帰国することが困難になるケースがあったため、年度末に予定していたワークショップやセミナーはオンラインで実施する見込み（2022年3月見込み）。

2. プロジェクト成果の達成状況とインパクト（公開）

(1) 成果目標の達成状況とインパクト等

1. 深層学習によるセマンティックセグメンテーションによるスラム地域の推定

本研究では Google Maps が提供する高分解能衛星画像のほか、昨今に利用普及が進む小型衛星による衛星画像データに対し、深層学習による超解像度を適用することで、小型衛星データによる高頻度観測の長所を活かした都市スラムの早期発見に貢献する可能性を検討した。

モザンビークの首都マプトと地方都市ベイラを対象として、Google Earth 上の高分解能衛星画像を目視判読し、スラムの位置と領域を表すポリゴンデータを学習データとして作成し、Multi-Constraint Fully Convolutional Network で構成されるセマンティックセグメンテーションのモデルを学習した。これに加えて、Planet が提供する小型衛星の画像データに対して、高分解能衛星画像で作成した超解像度モデルを適用することで精度向上を図った。

以下に、深層学習の学習データとして入力された目視判読データを示す。これらのデータは、スラムの都市景観に関する専門家が衛星画像を判読して、スラムに分類される領域をポリゴンデータで表現した。なお、この専門家は、世界の都市にみられるスラム地区について現地調査のほか、衛星写真から判読される景観的特徴の分析や、それらの特徴が形成されるまでの経過・遷移の分析の経験を有し、本分析の画像判読はこれらの経験に基づいて実施された。



図 スラム地区の目視判読結果（左：マプト、右：ベイラ）

以下に深層学習の入力データとして用いられた衛星画像データを示す。Planet 衛星画像データの分解能は 3 m であるが、高分解能衛星画像をもとに作成した超分解能モデルを用いて、0.5 m 分解能、1.5 m 分解能の画像データを作成し、それぞれについてスラムを検出するセマンティックセグメンテーションのモデルを学習した。下表に結果を示す。その結果、モデル学習の精度（IoU、F1）はそれぞれ、3.0 m 分解能では 0.833、0.909、1.5 m 分解能では 0.842、0.914、0.3 m 分解能では 0.872、0.932 となり、分解能の向上にしたがってモデル学習性能の向上が確認された。モデル学習の結果では、IoU は 0.8 以上、F1 スコアが 0.9 前後ときわめて高い精度のモデル学習が示唆された。



図 マプトを撮像した Planet 画像

表 モデル学習の精度評価結果

Model Resolution	Data Resolution	Overall Accuracy	Precision	Recall	F1Sc	IoU
0.3M	0.3M	0.955	0.909	0.889	0.932	0.872
	1.5M	0.830	0.967	0.813	0.893	0.808
	3.0M	0.817	0.987	0.810	0.893	0.808
1.5M	0.3M	0.844	1.000	0.844	0.915	0.844
	1.5M	0.918	0.911	0.862	0.914	0.842
	3.0M	0.913	0.865	0.824	0.888	0.799
3.0M	0.3M	0.844	1.000	0.844	0.915	0.844
	1.5M	0.844	0.989	0.843	0.910	0.836
	3.0M	0.910	0.908	0.853	0.909	0.833

学習済みモデルを超分解能処理した Planet 衛星画像に適用した結果を下図に示す。ベイヤの結果ではいずれの分解能においても、都市中央部を除いて、推定されたスラム領域が学習データに一致した。推定結果が学習データに一致しなかった都市中央部は緑地と建物が混在する区画であるため、建物が不規則に並ぶ傾向にあるスラム地区の景観と混同したためにスラム領域を過剰推定したと考えられる。また、南東部においても詳細な分解能では過剰検出していることから、スラム地区における景観の不均一さは詳細スケールで表れることがわかる。

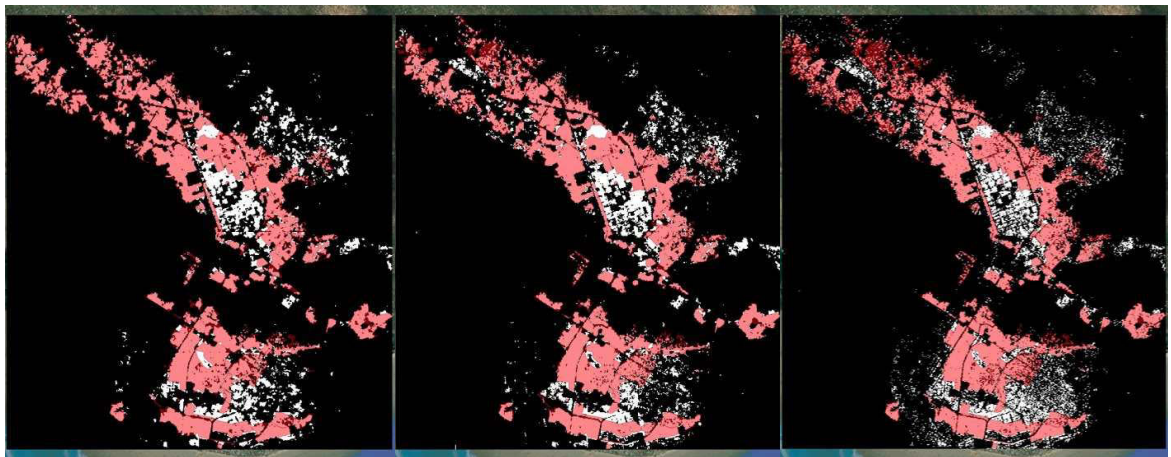


図 スラム検出モデルの適用結果。左：3 m 解像度、中央：1.5 m 解像度、右：0.3 m 解像度

マプトの衛星画像にスラム検出モデルを適用した結果を下図に示す。推定結果が学習データに一致しない箇所が多く表れ、スラムにおける景観の不規則さが深層学習による画像認識の障害になることが伺える。今後の課題として、衛星データの画像情報だけでなく他の地理情報、特にスラムの形成過程を考慮して道路ネットワークのデータより道路の密度や規則性といった都市の空間的構造を指標化したレイヤを画像情報と複合的に用いる必要があると考える。



図 学習済みモデルによるスラム分布の推定結果
(左：学習データ、右：検出結果)

2. スラム地域判定のための教師データ・検証データ収集（現地調査）

衛星データ解析の教師データ・検証データとして用いる地上情報を収集するための現地調査を現地共同研究者と実施した。現地調査地点のサンプリングについては、後節に詳述する道路規則性指標にもとづいて「スラムらしさ」をブロックごとに評価し、地区（バイロ）ごとにスラムらしさが高いブロックと低いブロックの混在具合により Mixed と Uniform に分類、Uniform に分類された地区について、さらにスラムらしさでブロックを3区分した層化サンプリングをおこなった。この手順に従い、7地区をサンプルし、さらに各地区100地点ずつサンプルした。うち421箇所の現地調査を行った。

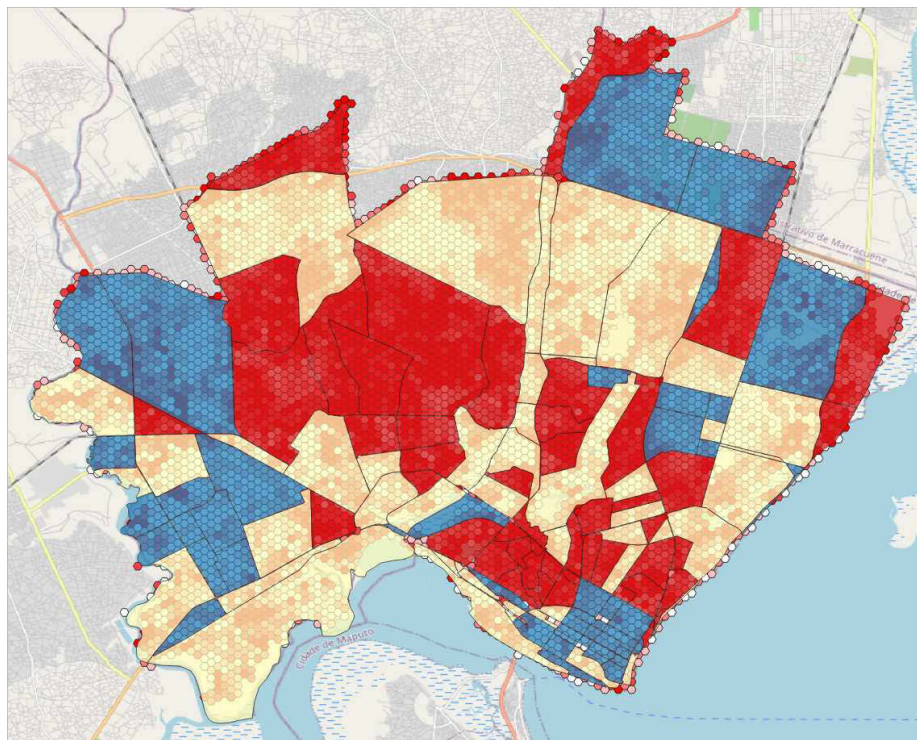


図 道路ネットワークの規則性にもとづいて地区（バイロ）を
「スラムらしさ」で3区分した結果

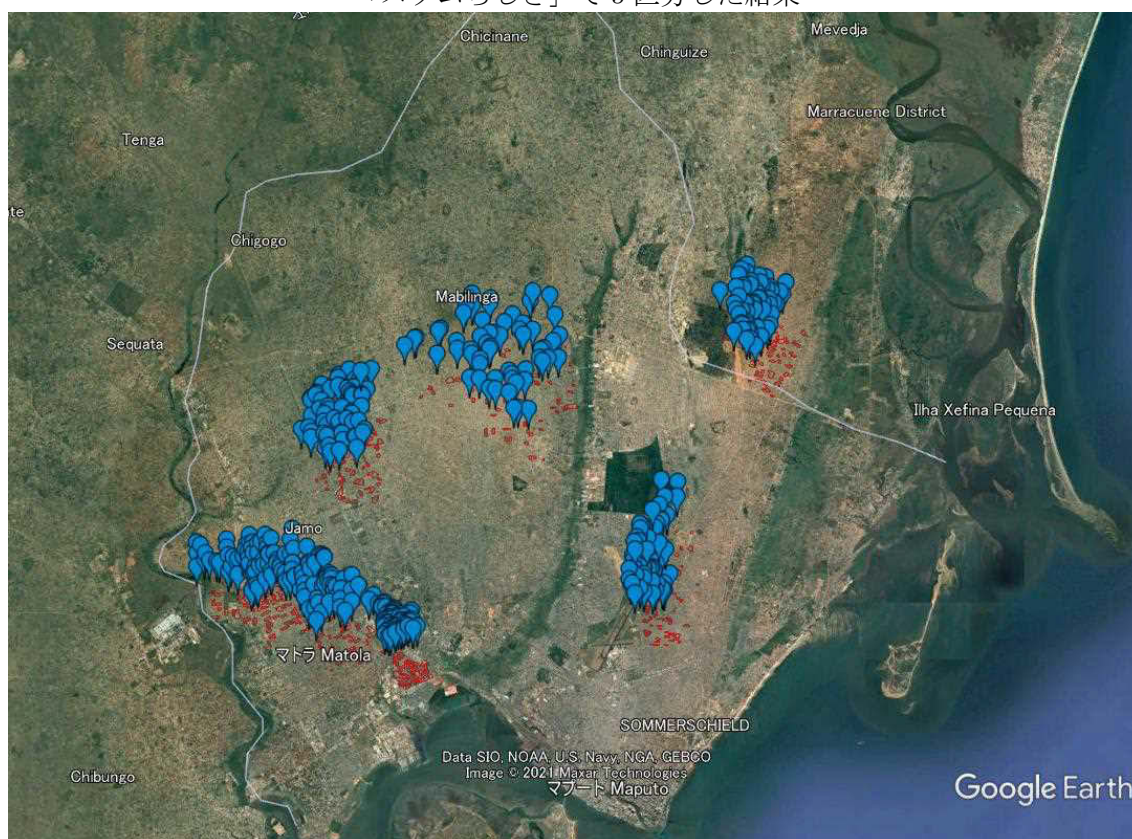


図 現地調査サンプル地点の分布

現地調査を実施した箇所について、前年度に Google Earth に収録される高分解能衛星画像の目視判読した結果との整合性を分析し、必要に応じて目視判読結果を修正した。

下図に分析例を示す。衛星画像データに見られる都市景観の特徴と現地調査の結果を比較分析することで、スラムを正確に判別するための手法改良を検討した。

27と86

27番の建物は86番と比べてややクオリティが高く、両方の道路は舗装されてなく、27番の道路は計画され、86番の道路は計画されてない。



図 衛星画像判読と現地調査の結果が一致した例

301と391（前回判読間違い）

301番と391番の建物のクオリティが低く、両方の道路は計画されているが、舗装されてない。



図 衛星画像判読で非スラムと判別したが現地調査でスラムと判別した例



図 衛星画像判読でスラムと判別したが現地調査で非スラムと判別した例

3. 都市構造の特徴量によるスラム地域の推定

前年度に実施した深層学習によるセマンティックセグメンテーションを使った方法では正確なスラム判別の結果が得られなかったため、現地調査結果と衛星画像の精査によってスラムと非スラムの判別に有用な都市構造の特徴量を分析した。その結果、1) 道路ネットワークの規則性、2) 建物形状の規則性、3) 建物密度、4) 建物サイズ、5) 建物面積、6) 建物の近接性が効果的であるという仮説を立てた。

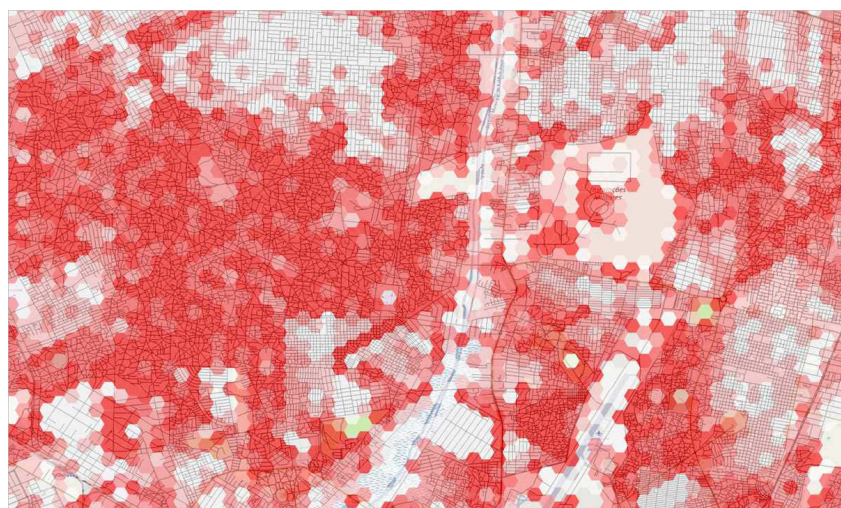


図 道路ネットワークの規則性の計算例。赤色グリッドは道路の交差が不規則な領域を表し、白色グリッドは道路が直行に交差する領域を表す。

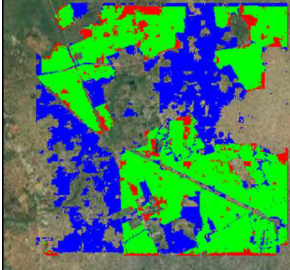
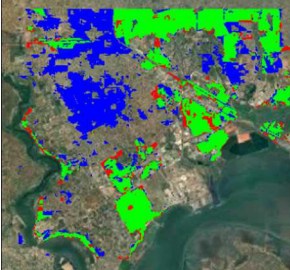
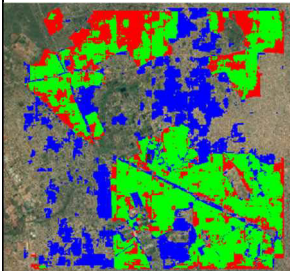
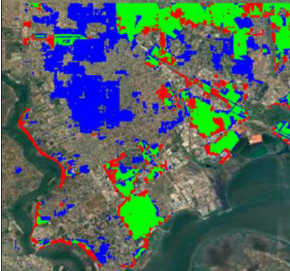
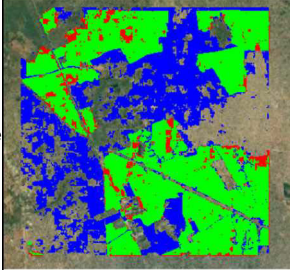
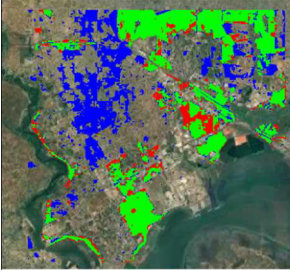
これらの特徴量についてスラム判別への有効性を検証するために Google が開発したアフリカ大陸の建物マップデータである Open Buildings データセットと OpenStreetMap の道路ネットワークデータを用いた分析をおこなった。グリッドデータを画像形式に変換し、衛星画像に加えて深層学習によるスラム判別モデルを作成した。モデルは Feature Pyramid Network (FPN) で構成される。600 epoch 学習した結果を以下に示す。過剰検出

が表れているが、さらに学習処理を継続することで精度が向上する見込みである。

表 スラム判別モデルの学習結果。Fusion は衛星画像とグリッドデータを用いたモデル、Satellite は衛星画像のみ、Instance はグリッドデータのみを用いたモデルを表す。

type	image	model	over_accu	precision	recall	f1score	IoU	Kappa
Fusion	MaputoF32736_0.tif	FPN_epoch_600_Jan06_02_24.pth	0.71	0.603	0.872	0.713	0.554	0.438
	MaputoF32736_6.tif	FPN_epoch_600_Jan06_02_24.pth	0.943	0.268	0.686	0.385	0.238	0.361
	MaputoF32736_3.tif	FPN_epoch_600_Jan06_02_24.pth	0.851	0.539	0.853	0.661	0.493	0.571
Satellite	MaputoS32736_0.tif	FPN_epoch_600_Jan06_08_45.pth	0.693	0.584	0.896	0.707	0.547	0.413
	MaputoS32736_3.tif	FPN_epoch_600_Jan06_08_45.pth	0.859	0.56	0.795	0.657	0.49	0.572
	MaputoS32736_6.tif	FPN_epoch_600_Jan06_08_45.pth	0.941	0.262	0.701	0.381	0.235	0.357
Instance	MaputoF32736_0.tif	FPN_epoch_600_Jan06_16_45.pth	0.689	0.611	0.684	0.646	0.477	0.371
	MaputoF32736_6.tif	FPN_epoch_600_Jan06_16_45.pth	0.931	0.14	0.323	0.195	0.108	0.165
	MaputoF32736_3.tif	FPN_epoch_600_Jan06_16_45.pth	0.808	0.456	0.679	0.546	0.375	0.43

図 スラム判別モデルの適用結果例。緑は地上情報に一致する領域、赤色は見落とし (False negative)、青色は過剰検出 (False positive) を表す。

モデル	領域 0	領域 3	領域 6
Fusion			
Instance			
Satellite			

さらに、建物データの更新等において Open Buildings データセットに依存しないよう、深層学習によるインスタンスセグメンテーションライブラリ Detectron2 を衛星画像に適用することで、個々の建物をポリゴンとして抽出する解析を試みた。その結果、Precision (適合率) 84%、Recall (再現率) 91%の精度で建物を検出し、88%の整合率で建物領域を抽出した。



図 インスタンスセグメンテーションによる建物抽出の結果例

4. 携帯電話データの代表性の分析と拡大係数の計算

携帯電話データの分析において、最も課題となる点のひとつが、人口の代表性である。これは、携帯電話データが携帯電話利用者からしか集められないことに加え、一人が複数の SIM カードを保有すること、また一つの SIM カードや機器を複数人数で利用する、などとの利用パターンに起因する。そこで本研究では、調査対象地の携帯電話の利用実態調査を実施し、社会経済階層で層化した上で、調査対象地を代表する 486 世帯のインタビュー調査を実施した。調査では、対象世帯構成員全員について、携帯電話の保有状況、利用パターン（複数の SIM カードの利用、SIM カードの共有利用）について調査を行った。この調査から、調査対象世帯の人口の約 68%が、自身の携帯電話を保有しており、改めて携帯電話データの人口カバー率の高さを確認できた。なお、モザンビークのような開発途上国では、携帯電話を共有することが広く行われていた時期があったが、現在は、対象地においては携帯電話を共有するのは人口の 1 %未満であり、機器の共有によるデータの代表性への影響はかなり限られることが確認できた。これは、携帯電話機器の低価格化と、調査対象地がモザンビークの首都圏であることに起因すると考えられる。携帯電話の利用パターンにおいては、複数の通信機器の保有、また異なる携帯電話事業者の SIM カードを保有する人口の割合が非常に高いことが確認された。携帯電話利用者のうち、携帯電話機器を一台しか保有していない人口の割合は全体の約 70%程度で、そのうちの 64%は SIM カードを一つしか利用していなかったが、残りの 36%は、2 つの異なる通信事業者の SIM カードを利用していた。これらの人々の中で、最も利用の割合が高かったのは Vodacom(64%)であった。これは、M-pesa とよばれるモバイルマネーサービスが利用可能な事業者であることに起因すると考えられる。本研究では、この結果をもとに拡大係数を計算し、5. 携帯電話データとスラムデータを組み合わせた脆弱人口抽出モデル開発、を実施した。拡大係数は、バイロと呼ばれる行政区画レベルで作成した。なお、この調査結果は、当該調査対象地において、すべての携帯電話事業者のデータが利用できない場合、シェアの最も高い Vodacom(64%)を分析すれば、ある程度類似した代表性の結果を得られる可能性を示唆している。

5. 携帯電話データとスラムデータを組み合わせた脆弱人口抽出モデル開発

1～3. で実施したスラム地域判定の結果は、0 から 1 の間の値をとるスラム指標に変換したグリッドマップとして整理し、当該モデル開発のインプットデータに使用した。当該モデルでは、グリッドごとのスラム指標の値を、携帯電話の基地局の分布により生成されるボロノイセルごとに集計し、各基地局が代表する地域のスラム度合いを計算した。これにより、各ボロノイセルが、0 から 1 の間の値をとるスラム指標を持つデータを作成した。

携帯電話データには、各 ID の居住地や就業地などの情報が含まれないため、携帯電話の利用頻度や時間帯などのパラメーターをもとに、各 ID の居住地を代表する基地局を推定する。これにより、各 ID の推定居住地が含まれるボロノイセルのスラム指標の値を、当該セルに居住地がある人口グループの社会経済属性として割り当てることで、属性情報がない携帯電話データの各 ID に対して、社会経済階層(5 つの階層に分類:High, upper-middle, middle, lower-middle, low) による人口の属性推計を行った。当該推計結果に、4. で作成した拡大係数を付与し、雨季と乾季において、脆弱人口に分類される人口グループの、平日と週末の一時間ごとの人口分布のメッシュデータを作成した。

下記の図は季節ごとの、昼間人口と夜間人口を比較したものである。雨期と乾期で大きな違いは見られないが、いずれも昼間は都市の中心部に人口が集中し、夜間は人口密度が低くなっていることが確認できる。

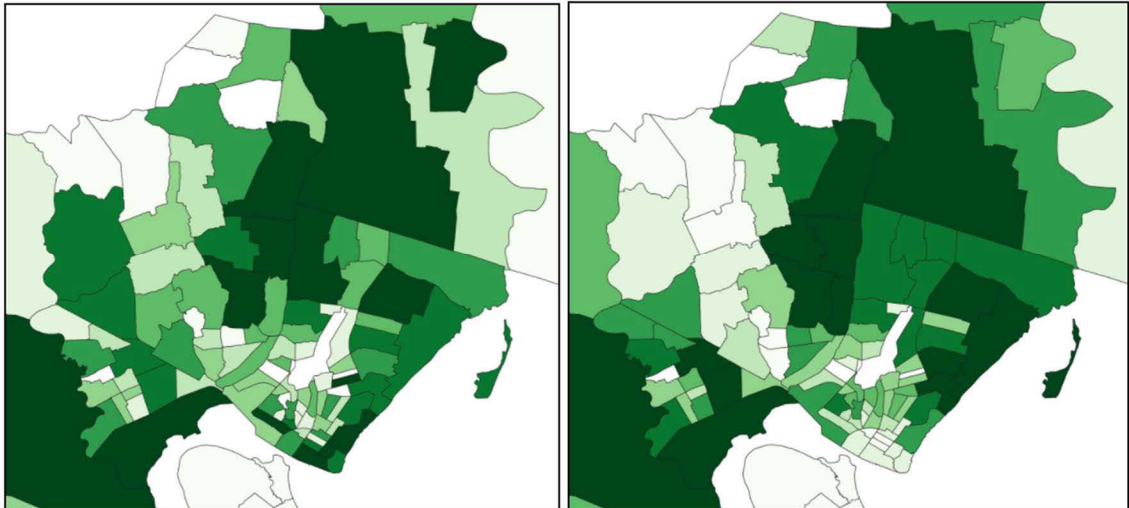


図 乾期の（左）昼間人口（右）夜間人口分布

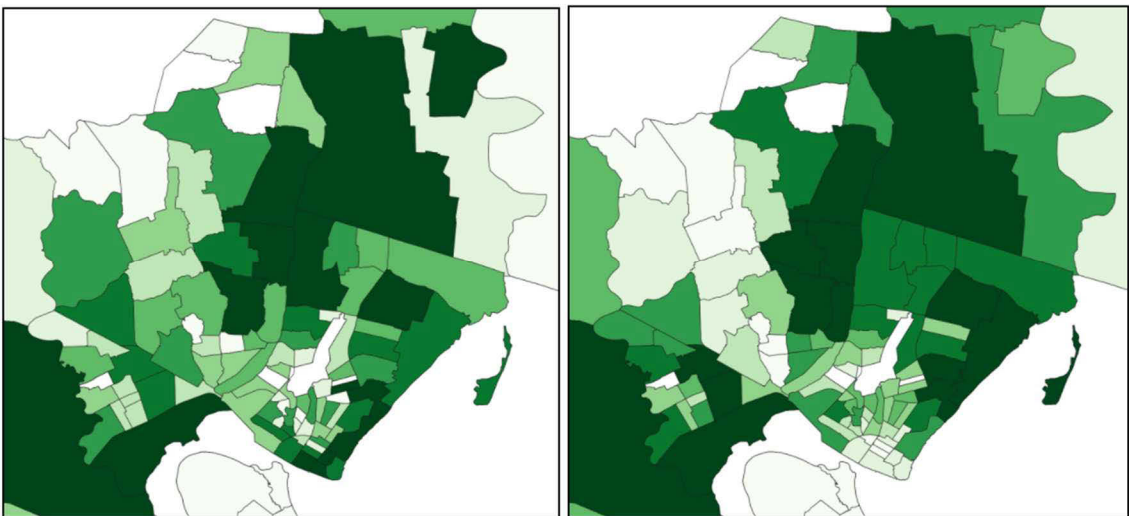


図 雨期の（左）昼間人口（右）夜間人口分布

下記の図は、季節ごとに、平日の昼間時間帯に人口が集中する場所集計し、社会経済層別に図示したものである。点の大きさは人口の大きさを表しており、階層間比較のため、人数を標準化して図示している。Low-income group（赤）は、その他の階層に比べて昼間でも多くが比較郊外部に集中していることがわかる。

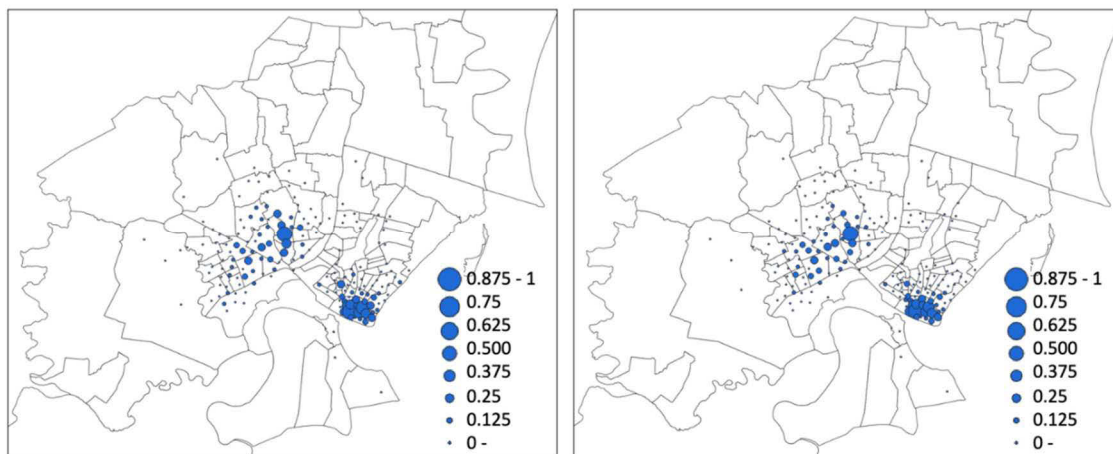


図 所得層別の乾期（左）と雨期（右）の昼間時間に人口が集中する場所：High-income group

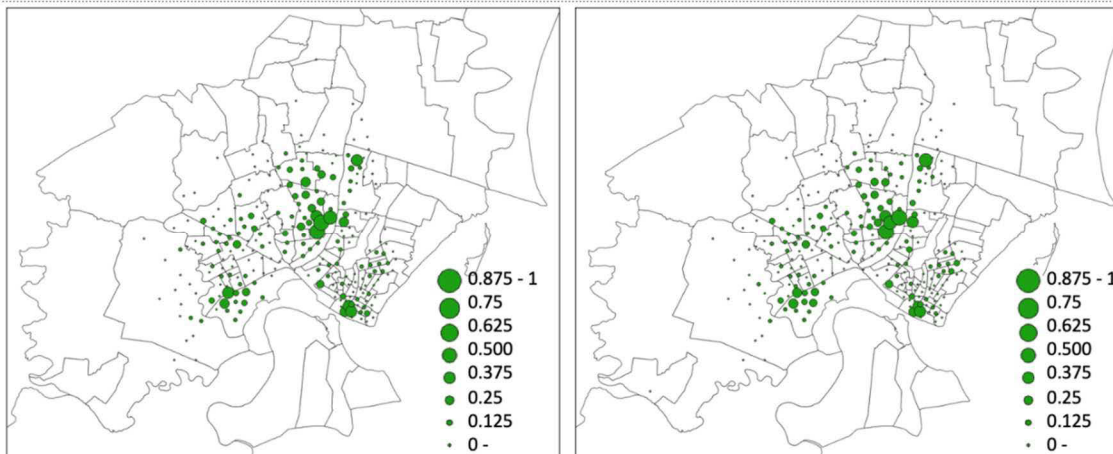


図 所得層別の乾期（左）と雨期（右）の昼間時間に人口が集中する場所：Upper-middle income group

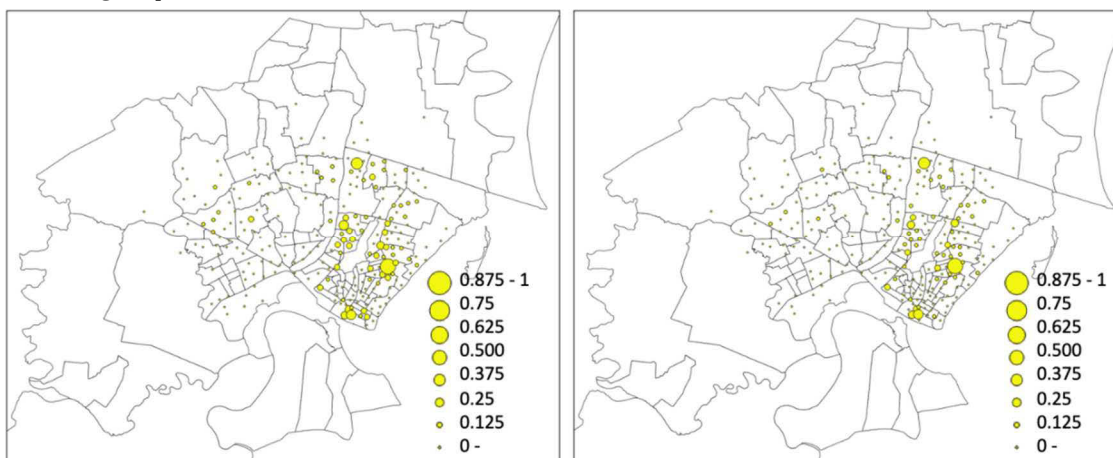


図 所得層別の乾期（左）と雨期（右）の昼間時間に人口が集中する場所：Middle-income group

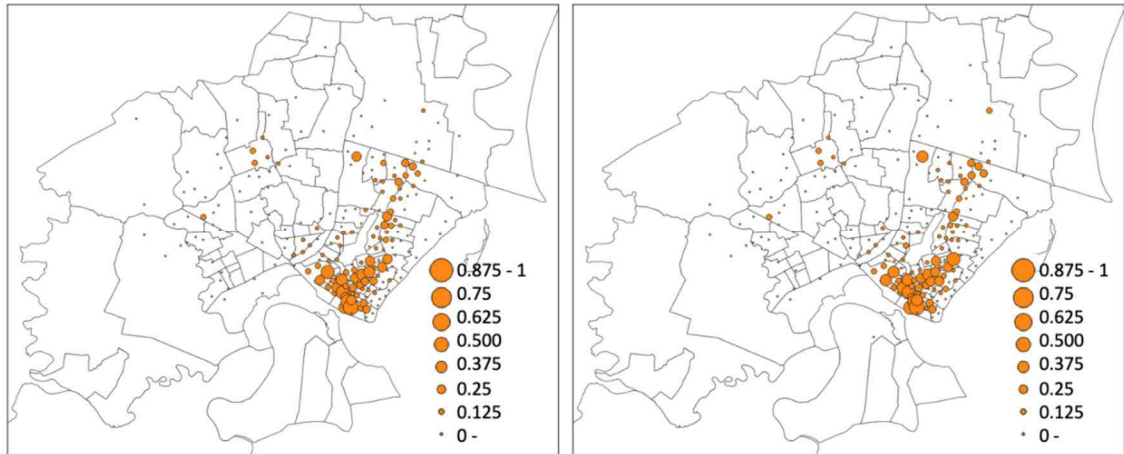


図 所得層別の乾期（左）と雨期（右）の昼間時間に人口が集中する場所：Lower-middle income group

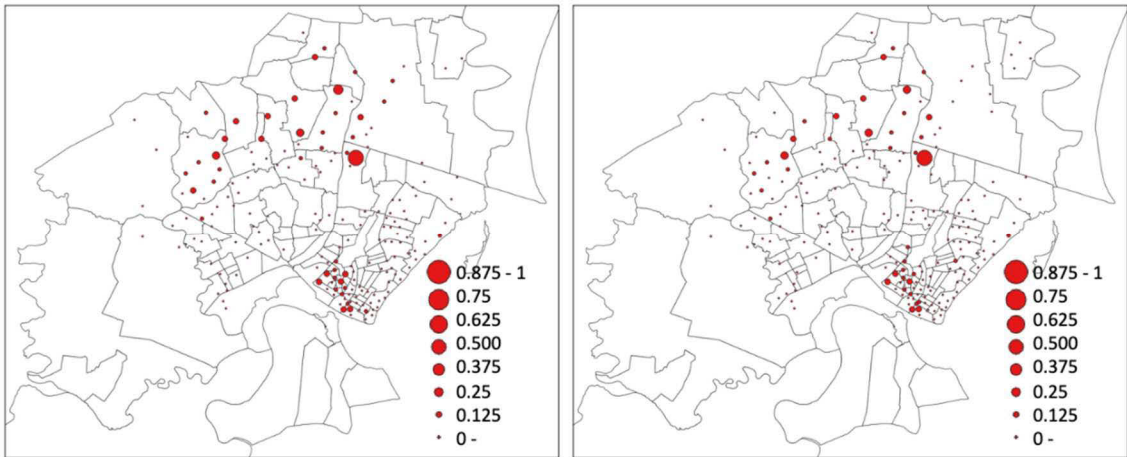


図 所得層別の乾期（左）と雨期（右）の昼間時間に人口が集中する場所：Lower-income group

(2) プロジェクト全体のねらい（これまでと異なる点について）

開発途上国における課題解決の第一歩は、貧困地域やその状況を正確に把握することから始まる。しかし、開発途上国では、国内における経済活動を把握するための統計作成に振り分けだけの十分な財源や人材が不足している。また、調査を行うには莫大な時間と人員を要し、リスクの高い地域を長時間移動しなければならないなどの問題があり、データ収集にかかるコストも高くなる傾向がある。このような従来統計は頻繁に更新することが困難であり、ここから適時適切な情報を抽出することも難しい。

本研究では、匿名化された携帯電話データと衛星画像を用いて、機械学習により脆弱人口が密集するスラムを推定し、その地域に居住する脆弱人口の人数、移動実態を追跡する手法を開発した。これにより、世界中のほぼすべての国ですでに存在し、日々更新され続けているデータ（携帯電話事業者が蓄積しているデータ）から、高頻度で解像度の高い人口分布データを作成することが可能になる。

本研究では特に、災害時に迅速な支援を最も必要とする脆弱人口に焦点を当てて分析を行い、脆弱人口の時間帯別人口分布を人口メッシュデータとして集約し、様々なシミュレーションモデルのインプットとして利用できるデータ形式で整理することができた。また乾季に都市に季節労働者として集まる脆弱人口は、雨季になると農村部に戻ることから、雨季と乾季で異なる農村部と都市部の空間的人口分布についてもデータとして整理している。また、開発

したアルゴリズムはオープンソースソフトウェアとして整備して公開しており、様々な地域や国でスケール可能な形で社会に還元されることが期待される。

(3) SDGs 達成に向けた重要性、科学技術・学術上の独創性・新規性（これまでと異なる点について）

本研究は、限られた現地調査による地上情報のもと、衛星データだけでスラム地域のマッピングや動態を観測する可能性を示した。スラム判別手法を再検討したため、衛星画像を使った建物マッピングを建物データと道路ネットワークデータによるスラム判別に統合するに至らなかったが、建物マッピングの精度を向上しデータ処理を結合することで衛星データだけでスラムを検出できるようになる。その結果、世界中の都市に対して同手法を水平展開することで、年の脆弱性に関する分析を促進し、防災能力の向上に貢献できることが期待される。

特に SDGs 達成において、本研究は目標 1（貧困）、目標 11（持続可能な都市）、目標 17（実施手段）への具体的な貢献が期待できる。具体的には、本研究の成果を用いて、既存の統計や社会システムに頼らずに、世界に共通して存在するデータを用いて、脆弱人口の密集地域の抽出・脆弱人口分布をデータとして整理することが実現する。これにより、脆弱人口に対象を絞った災害対策のための介入が可能になり、脆弱人口のレジリエンス構築に貢献する。また、災害による死者や被災者数の削減に直接的に寄与する迅速で確かな適応策と政策決定の支援を可能にする。また、本研究で開発したモデルやシステムは、相手国の共同研究機関も利用が可能な形で整備する。これにより、相手国機関が既存の統計を補完する、脆弱人口に関する統計を整備する能力構築を支援することができる。

本研究の取り組みは、「第 5 期科学技術基本計画」において我が国の科学技術政策の実現上の取り組みの中にもある、革新的な技術を利用して、経済・社会的に大きなインパクトをもたらす取り組みに位置づけられる。開発途上国における課題解決の第一歩は、貧困地域やその状況を正確に把握することから始まる。しかし、開発途上国では、国内における経済活動を把握するための統計作成に振り分けるだけの十分な財源や人材が不足している。また、調査を行うには莫大な時間と人員を要し、リスクの高い地域を長時間移動しなければならないなどの問題があり、データ収集にかかるコストも高くなる傾向がある。このような従来統計は頻繁に更新することが困難であり、ここから適時適切な情報を抽出することも難しい。本研究では世界人口の 8 割以上が所有しているとされる携帯電話から得られる携帯電話データ、世界中をカバーする衛星画像を用いて、従来の統計を補完する形で人々の活動実態を把握する統計を作成することにより、多くの途上国における迅速でエビデンスに基づいた意思決定を支援することが可能になる。

(4) 研究運営体制、日本人人材の育成(若手、グローバル化対応)、人的支援(研修、若手の育成)およびネットワーク構築等

1. 研究運営体制

各ワークパッケージともに、2 週間～4 週間に一度のペースで定期的な進捗報告・議論のためのミーティングを実施しており、1～2 ヶ月に一度（その他必要に応じて都度）全体での進捗報告のためのミーティングを実施した。またワークパッケージ 1 については、現地の大学の研究メンバーも参加して議論を行った。ワークパッケージ 2 については、分析の成果が出た時点で、現地の研究者と会議を行い、結果の妥当性について議論を行った。

2. キャパシティ・ビルディングのためのトレーニング実施による相手国機関への技

術移転

本事業で開発した衛星画像や地図データの解析手法を実装したプログラム・コードに解説文を添えて Jupyter Notebook 形式で演習教材として整備した。これらの教材は Google が提供する Colaboratory や AWS が提供する SageMaker Studio Lab といったデータサイエンス向けクラウドプラットフォームにてすぐに利用可能であるほか、計算機環境を別途整備することで、実践的な大規模計算への展開も可能である。

また、携帯電話データ分析のアルゴリズムは Mobipack として GitHub 上でオープンソースソフトとして整理し、自由に利用できる形で公開している。一部はすでに公開済みで、残りの部分についても、プロジェクト期間中に公開を完了させる予定（2022 年 3 月見込み）。

コロナ禍による海外渡航の制限により残念ながら現地でのトレーニングを実施できなかったが、作成したソフトウェアやソフトウェア利用のための教材を用いて、オンライン形式でトレーニングを実施できる見込み（2022 年 3 月見込み）。

3. 日本人人材の育成

各ワークパッケージのコア技術（携帯電話データ解析、衛星画像解析）の開発に関わる研究者を短期間受け入れ、研究交流を図った。各ワークパッケージのコア技術（携帯電話データ解析、衛星画像解析）の開発に関わる学生をリサーチアシスタントとして雇用し、プロジェクトの補助業務を通じて、当該チームの研究者との研究交流を図った。

4. ネットワーク構築

当研究グループは、UN Committee of Experts on Big Data and Data Science for Official Statistics (CEBD) Mobile Phone Data Task Team のメンバーとして活動しており、携帯電話利用に関する国際的なコミュニティの一員として、当該プロジェクトを含めた、災害時における携帯電話データを利用した統計作成について、国際的なコミュニティの中で議論・情報発信・情報共有を行った。

II. 今後のプロジェクトの進め方、および成果達成の見通し（公開）

ワークパッケージ1と2の成果を統合して、脆弱人口解析システムとデータセットを完成させた。また、成果物を用いて、セミナー、ワークショップにおけるキャパシティ・ビルディング、成果発信を行った。成果は、現地の研究者との共著論文としてまとめ、投稿する。

具体的には以下の通り：

- 脆弱人口の実態、携帯電話利用実態に関する調査（現地調査）を実施し、モデルの開発の重要なコンポーネントとなる拡大係数を作成した。当該データ、衛星画像からのスラム抽出結果を用いて、首都マプトの他、海岸沿いの主要都市マトラ、ベイラを対象として、携帯電話データ解析による脆弱人口抽出モデルの開発を完成させた。
- 脆弱人口抽出データ処理システムの整備：開発したアルゴリズムを、オープンソースのソフトウェアとして利用可能な形に整備、公開する。ソフトウェアの公開については一部はすでに完了しているが、当該プロジェクト期間中に全て完了させる見込み（2022年3月見込み）。
- 人口メッシュデータの整備：解析結果を、脆弱人口の時間帯別人口分布を人口メッシュデータとして集約し、様々なシミュレーションモデルのインプットとして利用できるデータ形式で整理した。
- 開発した技術の利用、他国におけるスケールを促進する。本研究の対象地であるモザンビークでは、現地協力機関への技術移転を行い、また持続可能な利用を実現するエンゲージメントモデルをデータ提供者である携帯電話事業者、データ利用者である、統計局等と検討した。

投稿準備中の論文（現地の研究者との共著）：

- Characterizing the mobility patterns of the vulnerable (スラムマッピングと携帯電話データ解析データを組み合わせた論文)
- Semantic and Instance Feature Integrated Deep Learning Model for Slum Segmentation (スラムマッピングの手法をまとめた論文)
- Urban features and residential sustainability assessment of slums in Maputo, Mozambique (スラムマッピングの検証データとフィールド調査の結果を中心に、モザンビークの都市開発の背景からスラムの判別に関する指標について議論した論文)

成果達成の見通し

- 想定しているモデル開発、システム開発、データセットの作成についてはほぼ予定通りのフレームワークで達成できる見込み（2022年3月見込み）。ただし、現地調査の実施は限定的であったため、特に衛星画像分析用の検証用データの不足が、モデル構築に影響したと考えられる。
- 現地での実現は叶わないが、成果を用いたワークショップやセミナー等をオンライン形式で実施する見込み（2022年3月見込み）。

社会実装への貢献や社会的なインパクトの見通し

本研究の成果は、従来の社会システムや統計では把握できない脆弱人口の密集地であるスラムの分布や、脆弱人口の人数分布、移動の実態把握、追跡をすることが可能となる。この成果は、災害シミュレーションモデルから導き出される、人口や経済活動へのリスクを評価する上で、有用なインプットとなり、開発途上国の実態に即した、より迅速で的確な適応策と政策決定の支援に資することが期待できる。

Ⅲ. 社会実装に向けた課題とそれを克服するための工夫、教訓など（公開）

- (1) 研究成果を社会実装につなげるための課題、現状および課題解決に向けて取り組んだこと

相手国側との協力は、ワークパッケージ 1 で研究者が培ってきた共同研究体制により、コロナ禍にもかかわらず、現地調査を十分に実施することができた。本研究の成果を持続可能な形で社会実装していく上では、データ提供者を含めたエンゲージメントモデルを検討していくことが重要であるという認識がなされた。このため、フィージビリティスタディという形でヒアリング調査を実施し、データ提供者のインセンティブバイズという観点を含めた、実現可能なエンゲージメントモデルの検討を行った。

しかし、本邦研究者 1 名が代表して現地にて調査を実施した際に、本邦研究者と現地居住者の間にスラムとみなす環境や景観に対する認識の差が明らかになり、本邦研究者の現地渡航制限の影響が表れた。このことを鑑み、社会実装に際して現地調査による地上情報との比較においては注意深い考察を要する。

- (2) 各種課題を踏まえ、研究プロジェクトの妥当性・有効性・効率性・インパクト・持続性を高めるために実際に行った工夫

システムの整備、既往研究調査、現地調査の設計、分析手法・モデル開発等、なるべく多くの項目について、現地協力機関（大学・通信規制当局）と議論・検討の場を積極的に設けた。また、成果普及のひとつとして、論文執筆計画については、具体的な議論を行った。

衛星画像や地図データの解析に用いたプログラム・コードは、解説付きの Jupyter Notebook 形式に整え、初学者でも実践しやすい形で GitHub に公開した。携帯電話データ分析のためのプログラムは、オープンソースソフトとして GitHub に公開する作業を進めており、プロジェクト期間中に完了させる見込み（2022 年 3 月見込み）。これによって、相手国をはじめとした災害弱者に関する課題を抱える国々について、社会実装の水平展開を効率的に進めることができる。さらに解析に用いたプログラムは全てオープンソースソフトウェアで構成されるため、誰でも無償で実践することができる。

- (3) プロジェクトの自立発展性向上のために、今後相手国（研究機関・研究者）が取り組む必要のある事項

主要なステークホルダー（データ提供者、データ利用者）によるプロジェクトの成果物の利用を促進するため、特に相手国の研究者が仲介者としてユースケースの実現のための促進に寄与することが望ましい。また、成果利用を成功事例として論文にまとめるなど、社会への発信・普及の準備を進めており、これらを自立発展性の向上に活用していく予定である。

当該プロジェクトのコンポーネントの中で、携帯電話データ、衛星データは現地への訪問が無くとも現地に関するデータや情報を得られる長所があることから、コロナ禍による渡航制限下で効果的に作用した。しかし、現地への訪問無しではスラムの判別に有用な特徴量を正確に見定めることが難しく、限られたデータに頼って解析手法を再検討したために計画通りの成果に至らなかった。コロナ禍が解消され従前通りに海外渡航ができるようになったら、衛星データの利活用においては衛星リモートセンシング研究者による現地踏査が研究遂行に重要な活動となる。万が一、本邦リモートセンシング研究者が渡航できないとしても、現地のリモートセンシング専門家との連携により影響はかなり低減されるため、相手国研究者を通じて現地リモートセンシング専門家との連携を試みるべきである。

- (4) 諸手続の遅延や実施に関する交渉の難航など、進捗の遅れた事例があれば、その内容、解決プロセス、結果

衛星画像解析によるスラム判別は当初予定した手法では正確な結果を得ることができず進捗に影響したが、建物に関するオープンデータが公開されて間もなく、それらのデータを用いた代替手法に切り替えることで進捗への影響を低減した。

IV. 日本のプレゼンスの向上（公開）

現地協力機関である通信規制当局、Eduardo Mondlane 大学を対象に、システム構築、データ解析手法の流れ、出力データの利活用に関するワークショップを実施し、社会実装につなげるための道筋に関する議論、データ解析に関するトレーニングを実施した。両者からは、ワークショップの開催について謝意が伝えられた。

V. 成果発表等【研究開始～現在の全期間】（公開）

別紙に記載

以上

1 論文発表等 Publication of Articles etc.

1. 1. 1 原著論文(相手側研究チームとの共著論文) Original Publications (Articles co-authored with the Partner Research Teams)

年度 (西暦を入れてください) Japanese Fiscal Year	全著者名、題目、掲載誌名、巻、号、ページ、発行年 All Authors' Names, Title, Journal Name, Volume, Edition, Page, Year of Publication	DOIコード DOI Code ※"doi:"は不要	和文／英文 Language	出版済み Status	特記事項 (トップレベル雑誌への掲載など) Remarks (e.g. publication in top level journals etc.)

0	初年度
0	2年度
0	合計論文数

1. 1. 2 原著論文(相手側研究チームを含まない日本側研究チームの論文) Original Publications (Articles by the Japanese Research Teams only, excluding the Partner Research Teams)

年度 (西暦を入れてください) Japanese Fiscal Year	全著者名、題目、掲載誌名、巻、号、ページ、発行年 All Authors' Names, Title, Journal Name, Volume, Edition, Page, Year of Publication	DOIコード DOI Code	和文／英文 Language	出版済み Status	特記事項 (トップレベル雑誌への掲載など) Remarks (e.g. publication in top level journals etc.)
2020	Yuxuan Wang, Guangming Wu, Yimin Guo, Yifei Huang and Ryosuke Shibasaki. Learn to Extract Building Outline from Misaligned Annotation through Nearest Feature Selector. Remote Sensing, 12(17), 2020.	https://doi.org/10.3390/rs12172722	英文(English)	出版済み(published)	
2021	Rahman, A. K. M., Moinul Zaber, Qianwei Cheng, Abu Bakar Siddik Nayem, Anis Sarker, Ovi Paul, and Ryosuke Shibasaki. "Applying state-of-the-art deep-learning methods to classify urban cities of the developing world." Sensors 21, no. 22 (2021): 7469.	https://doi.org/10.3390/s21227469	英文(English)	出版済み(published)	
2021	Witayangkurn, Apichon, Ayumi Arai, and Ryosuke Shibasaki. 2022. "Development of Big Data-Analysis Pipeline for Mobile Phone Data with Mobipack and Spatial Enhancement" ISPRS International Journal of Geo-Information 11, no. 3: 196.	https://doi.org/10.3390/ijgi11030196	英文(English)	出版済み(published)	

1	初年度
2	2年度
3	合計論文数

1. 1. 3 原著論文(日本側研究チームを含まない相手側研究チームの論文) Original Publications (Articles by the Partner Research Teams only, excluding the Japanese Research Teams)

年度 (西暦を入れてください) Japanese Fiscal Year	全著者名、題目、掲載誌名、巻、号、ページ、発行年 All Authors' Names, Title, Journal Name, Volume, Edition, Page, Year of Publication	DOIコード DOI Code	和文／英文 Language	出版済み Status	特記事項 (トップレベル雑誌への掲載など) Remarks (e.g. publication in top level journals etc.)

0	初年度
0	2年度
0	合計論文数

1. 2. 1 その他の著作物(相手側研究チームとの共著のみ)(総説、書籍など) Other Media, e.g. reviews, books (Co-authored with the Partner Research Teams)

年度 (西暦を入れてください) Japanese Fiscal Year	全著者名、題目、掲載誌名、巻、号、ページ、発行年 All Authors' Names, Title, Journal Name, Volume, Edition, Page, Year of Publication	DOIコード DOI Code	和文／英文 Language	出版済み Status	特記事項 (トップレベル雑誌への掲載など) Remarks (e.g. publication in top level journals etc.)

0	初年度
0	2年度
0	合計論文数

1. 2. 2 その他の著作物(相手側研究チームを含まない日本側研究チームの総説、書籍など) Other Media, e.g. reviews, books (by the Japanese Research Teams only, excluding the Partner Research Teams)

年度 (西暦を入れてください) Japanese Fiscal Year	全著者名、題目、掲載誌名、巻、号、ページ、発行年 All Authors' Names, Title, Journal Name, Volume, Edition, Page, Year of Publication	DOIコード DOI Code	和文／英文 Language	出版済み Status	特記事項 (トップレベル雑誌への掲載など) Remarks (e.g. publication in top level journals etc.)

	0	初年度
	0	2年度
	0	合計論文数

1. 2. 3 その他の著作物(日本側研究チームを含まない相手側研究チームの総説、書籍など)
 Other Media, e.g. reviews, books (by the Partner Research Teams only, excluding the Japanese Reasearch Teams)

年度 (西暦を入れてください) Japanese Fiscal Year	全著者名、題目、掲載誌名、巻、号、ページ、発行年 All Authors' Names, Title, Journal Name, Volume, Edition, Page, Year of Publication	DOIコード DOI Code	和文／英文 Language	出版済み Status	特記事項 (トップレベル雑誌への掲載など) Remarks (e.g. publication in top level journals etc.)

	0	初年度
	0	2年度
	0	合計論文数

2 学会等発表(セミナー、ワークショップ、シンポジウム等) Presentations at Academic Conferences etc. (Seminars, Workshops, Symposia)

2. 1 学会発表(相手側研究チームと連名の発表) Conference Presentations (Joint Presentations with Partner Research Teams)

年度 (西暦を入れてください) Japanese Fiscal Year	日本語／英語／その他 Language	発表者、「題目」、学会等名、場所、月日等 Speaker, "Title", Conference Name, Location, Date etc.	招待講演、口頭発表、ポスター発表の別 Type of Presentation
2020	英語 (English)	Ayumi Arai, Building a data ecosystem for using telecom data to inform the COVID-19 response effort. Data & Policy Conference 2020. London (virtual), September 2020.	口頭発表 (Oral Presentation)

1	初年度
0	2年度
1	合計発表数

2. 2 学会発表(相手側研究チームを含まない日本側研究チームの発表) Conference Presentations (by Japanese Research Teams, excluding Partner Research Teams)

年度 (西暦を入れてください) Japanese Fiscal Year	日本語／英語／その他 Language	発表者、「題目」、学会等名、場所、月日等 Speaker, "Title", Conference Name, Location, Date etc.	招待講演、口頭発表、ポスター発表の別 Type of Presentation
2021	英語 (English)	Yuxuan Wang, International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS). Learn to Have Color and Detail : An End-to-end Panchromatic Image Enhancement. Brussels, September 2021.	口頭発表 (Oral Presentation)
2021	英語 (English)	Hiroyuki Miyazaki, "Extraction of building footprints from satellite data - theory and hands-on practice", AHA Centre Executive (ACE) Programme, Online, 17 November 2021.	招待講演 (Guest/Invited Speaker)
2021	英語 (English)	Hiroyuki Miyazaki, "Satellite-based socioeconomic mapping for better data preparedness", APRSFE-27: Building Resilience Using Open Data Cube(ODC) in Post-COVID Era, Online, 29 November 2021.	招待講演 (Guest/Invited Speaker)

0	初年度
3	2年度
3	合計発表数

2. 3 学会発表(日本側研究チームを含まない相手側研究チームの発表) Conference Presentations (by Partner Research Teams, excluding Japanese Research Teams)

年度 (西暦を入れてください) Japanese Fiscal Year	日本語／英語／その他 Language	発表者、「題目」、学会等名、場所、月日等 Speaker, "Title", Conference Name, Location, Date etc.	招待講演、口頭発表、ポスター発表の別 Type of Presentation

0	初年度
0	2年度
0	合計発表数

3 ワークショップ・セミナー・シンポジウム等の開催
Workshops, Seminars, Symposia and Other Events

3. 1. ワークショップ・セミナー・シンポジウム(日本側研究チームおよび/または相手側研究チーム主催)
Workshops, Seminars, Symposia (Organized by the Japanese and/or Partner Research Teams)

年度 (西暦を入れてください) Japanese Fiscal Year	開催期間 Event duration	主催者名 Name of Organizer	名称 Title of the Event	場所(国名、都市名、会場名) Location (Country, City, Venue)	参加人数(チームメンバー含む) Number of Participants (Including Team Members)	概要 Overview
2021	2021/11/15- 2021/11/18					

0	初年度
1	2年度
0	合計開催数

4 研究交流の実績 Record of Research Exchanges

4. 1 日本側の本プロジェクト関連海外出張 Record of Visits by the Japanese Side to Overseas

4. 1. 1 日本側研究チームメンバーのみ
Only those by Japanese Research Team Members

年度 (西暦を入れてください) Japanese Fiscal Year	出発日 Date of Departure	帰国日 Date of Return	氏名 (1名ごとに記載) Last Name & First Name	所属機関 Affiliation	役職 Position	用務先(国名、都市名、研究機関名等) Exchange Destination (Country, City, Research Organization etc)	用務の内容 Description of Exchange Content/Purpose	出張日数(自動計算) Duration of Exchange (autocompleted)
2021	2021/11/13	2021/12/7	新井亜弓	東京大学	特任助教	モザンビーク、マプト、エドゥアルドモンドラネ大学・通信規制当局他	予備的結果に関する議論、現地調査監理等	25
								0
								0
								0
0	初年度	延べ出張者数(人)		1				初年度
1	2年度							2

4. 1. 2 日本側研究チームメンバー以外
Excluding those by Japanese Research Team Memembers

年度 (西暦を入れてください) Japanese Fiscal Year	出発日 Date of Departure	帰国日 Date of Return	氏名 (1名ごとに記載) Last Name & First Name	所属機関 Affiliation	役職 Position	用務先(国名、都市名、研究機関名等) Exchange Destination (Country, City, Research Organization etc)	用務の内容 Description of Exchange Content/Purpose	出張日数(自動計算) Duration of Exchange (autocompleted)

0

初年度

延べ出張者数(人)

0

0

初年度

2年度

延べ出張日数(人・日)

4.2 相手国側の本プロジェクト関連海外出張 Record of Visits by Partner Reserach Teams to Overseas including Japan

4. 2. 1 相手側研究チームメンバーのみ
Only those by Partner Research Team Members

年度 (西暦を入れてください) Japanese Fiscal Year	出発日 Date of Departure	帰国日 Date of Return	氏名 (1名ごとに記載) Last Name & First Name	所属機関 Affiliation	役職 Position	用務先(国名、都市名、研究機関名等) Exchange Destination (Country, City, Research Organization etc)	用務の内容 Description of Exchange Content/Purpose	出張日数(自動計算) Duration of Exchange (autocompleted)
0 初年度	延べ出張者数(人)		0					初年度
0 2年度								2年度
延べ出張日数(人・日)								

4. 2. 2 相手側研究チームメンバー以外
Excluding those by Partner Research Team Members

年度 (西暦を入れてください) Japanese Fiscal Year	出発日 Date of Departure	帰国日 Date of Return	氏名 (1名ごとに記載) Last Name & First Name	所属機関 Affiliation	役職 Position	用務先(国名、都市名、研究機関名等) Exchange Destination (Country, City, Research Organization etc)	用務の内容 Description of Exchange Content/Purpose	出張日数(自動計算) Duration of Exchange (autocompleted)
0 初年度	延べ出張者数(人)		0					初年度
0 2年度								2年度
延べ出張日数(人・日)								

5 特許出願
Patent Applications

5. 1. 日本側の単独出願
Independent Applications by Japanese Research Teams

出願年度 (西暦を入れてください) Year of Application	出願番号 Application Number	発明の名称 Name of Patent/Patent Name	出願日 Application Date	出願人(全出願人を記載) Patent Applicants (Fill in All Members)	公開番号 (未公開は空欄) Publication Number (leave blank if unpublished)	発明者 Inventor	出願国 Country of Application	登録番号 (未登録は空欄) Registration Number (leave blank if unregistered)

0	初年度
0	2年度
0	合計出願数

0	初年度
0	2年度
0	合計出願数(登録番号)

5. 2. “相手国”側の単独出願
Independent Applications by Partner Countries

出願年度 (西暦を入れてください) Year of Application	出願番号 Application Number	発明の名称 Name of Patent/Patent Name	出願日 Application Date	出願人(全出願人を記載) Patent Applicants (Fill in All Members)	公開番号 (未公開は空欄) Publication Number (leave blank if unpublished)	発明者 Inventor	出願国 Country of Application	登録番号 (未登録は空欄) Registration Number (leave blank if unregistered)

0	初年度
0	2年度
0	合計出願数

0	初年度
0	2年度
0	合計出願数(登録番号)

5. 3. 共同出願
Joint Applications

出願年度 (西暦を入れてください) Year of Application	出願番号 Application Number	発明の名称 Name of Patent/Patent Name	出願日 Application Date	出願人(全出願人を記載) Patent Applicants (Fill in All Members)	公開番号 (未公開は空欄) Publication Number (leave blank if unpublished)	発明者 Inventor	出願国 Country of Application	登録番号 (未登録は空欄) Registration Number (leave blank if unregistered)

0	初年度
0	2年度
0	合計出願数

0	初年度
0	2年度
0	合計出願数(登録番号)

6 受賞等
Awards

6. 1 受賞
Awards

年度 (西暦を入れてください) Japanese Fiscal Year	賞の名称 Name of Award	受賞日 Date of Award	受賞者 Recipient	特記事項 Remarks

0	初年度
0	2年度
0	合計受賞数

6. 2 新聞報道
Newspaper Reports

年度 (西暦を入れてください) Japanese Fiscal Year	新聞名、記事のタイトル Name of Newspaper & Title of Article	掲載日 朝刊・夕刊の別 Date of Publication (Morning or Evening Edition)	掲載者 Publisher	特記事項 Remarks

0	初年度
0	2年度
0	合計掲載数

6. 3 その他
Other

テレビ、雑誌等に取り上げられた場合などありましたらご記入ください。

年度 (西暦を入れてください) Japanese Fiscal Year	テレビ：放送局、番組名／ 雑誌：雑誌名、巻号数、引用した箇所のページ Television: Broadcasting Station, Program Name/ Magazine: Name, Volume/Edition, Reference Page	テレビ：放映日／ 雑誌：発行年月 Television:Broadcasting Date Magazine: Date of Publication	出演者／掲載された人 Presenter/Person mentioned	特記事項 Remarks

0	初年度
0	2年度
0	合計出演・掲載数