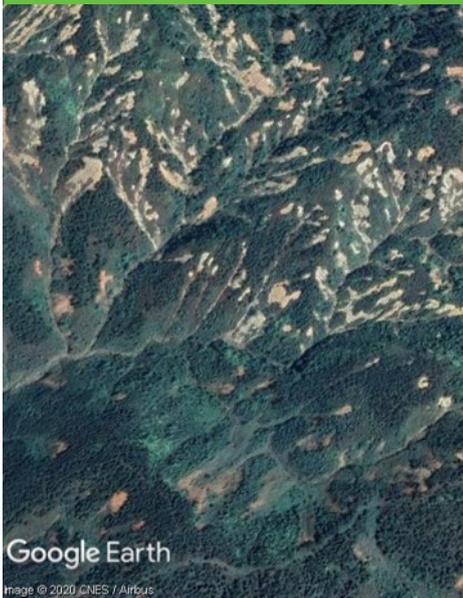


5

第5章 リモートセンシング 技術を用いた リスクマップの作成



開発途上国では限られたリソースで災害対策を立てる必要があることから、災害の発生の可能性と人間の営みを勘案した危険度を評価しておくことが必要である。しかし、開発途上国では危険度評価を行うために必要となる空間情報が未整備のため危険度評価が困難である。

本章では、対象地域においてリモートセンシング技術及び現地調査によって収集された既往の崩壊履歴及び地形、地質、森林被覆、降水量等の各種情報をGIS上で重ね合わせることにより、森林管理に質する斜面崩壊リスクマップを作成する手法を紹介する。

Recipe - T01 Google Earth Engine を用いた崩壊地の抽出

Recipe - T02 機械学習による土地被覆分類と森林撈乱の抽出

Recipe - T03 斜面崩壊発生時の雨量の評価

Recipe - T04 斜面崩壊に対するリスクマップの作成

Google Earth Engine を用いた崩壊地の抽出

この上の Recipe は
Recipe - P04 斜面崩壊リス
クマップの作成

Google Earth Engine は、Google のクラウド環境と豊富なツールが用意された API を利用してオープンソース衛星データを無料で解析・利用できるサービスである。Google Earth Engine を用いて崩壊地を抽出するためには、まず、土地被覆分類に用いる入力データを準備する。斜面崩壊の前後に対し、ある一定期間の時系列の衛星データから雲を取り除いた画像を作成し、これらのデータから正規化植生指数、正規化水分指数の画像も作成する。また、崩壊前後の正規化植生指数の差分画像、正規化水分指数の差分画像も作成する。これらのデータを入力データとして、機械学習モデルを用いて土地被覆分類図を作成し、新規斜面崩壊地を抽出する。

Google Earth Engine による入力データの準備

Google Earth Engine は、その名が示すとおり世界的な IT 企業である Google 社が提供するサービスで、非営利団体、学術機関、教育者、報道機関、先住民政府、政府研究者は、Google のクラウド環境と豊富なツールが用意された API を利用してオープンソース衛星データを無料で解析・利用できるサービスである (図 T01-1) ¹⁾。大量のオープンデー

INFO
1)Google Earth Engine
<https://earthengine.google.com/noncommercial/?hl=ja>

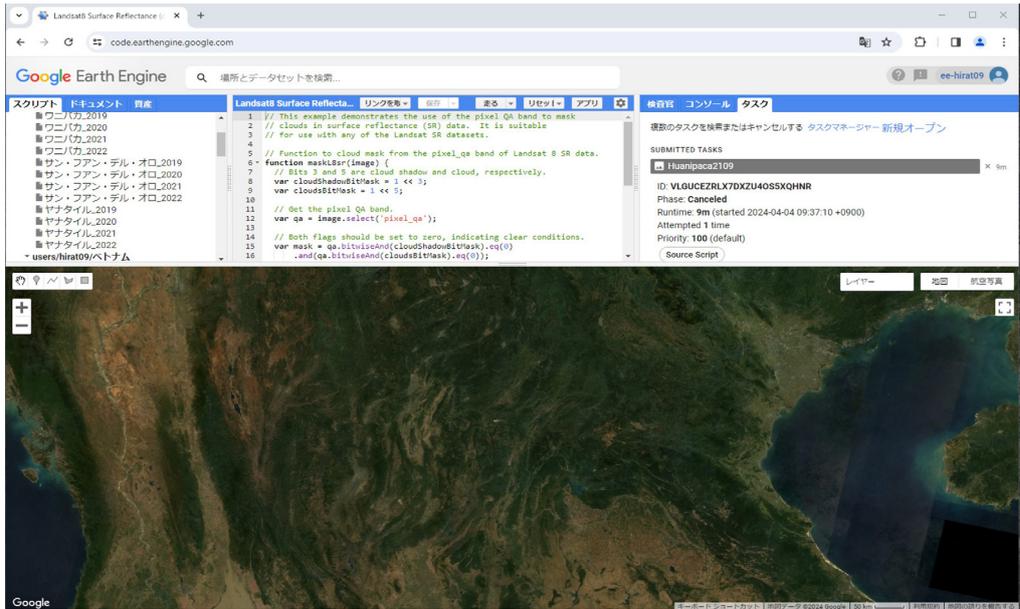


図 T01-1 Google Earth Engine による雲なし画像の作成 ¹⁾

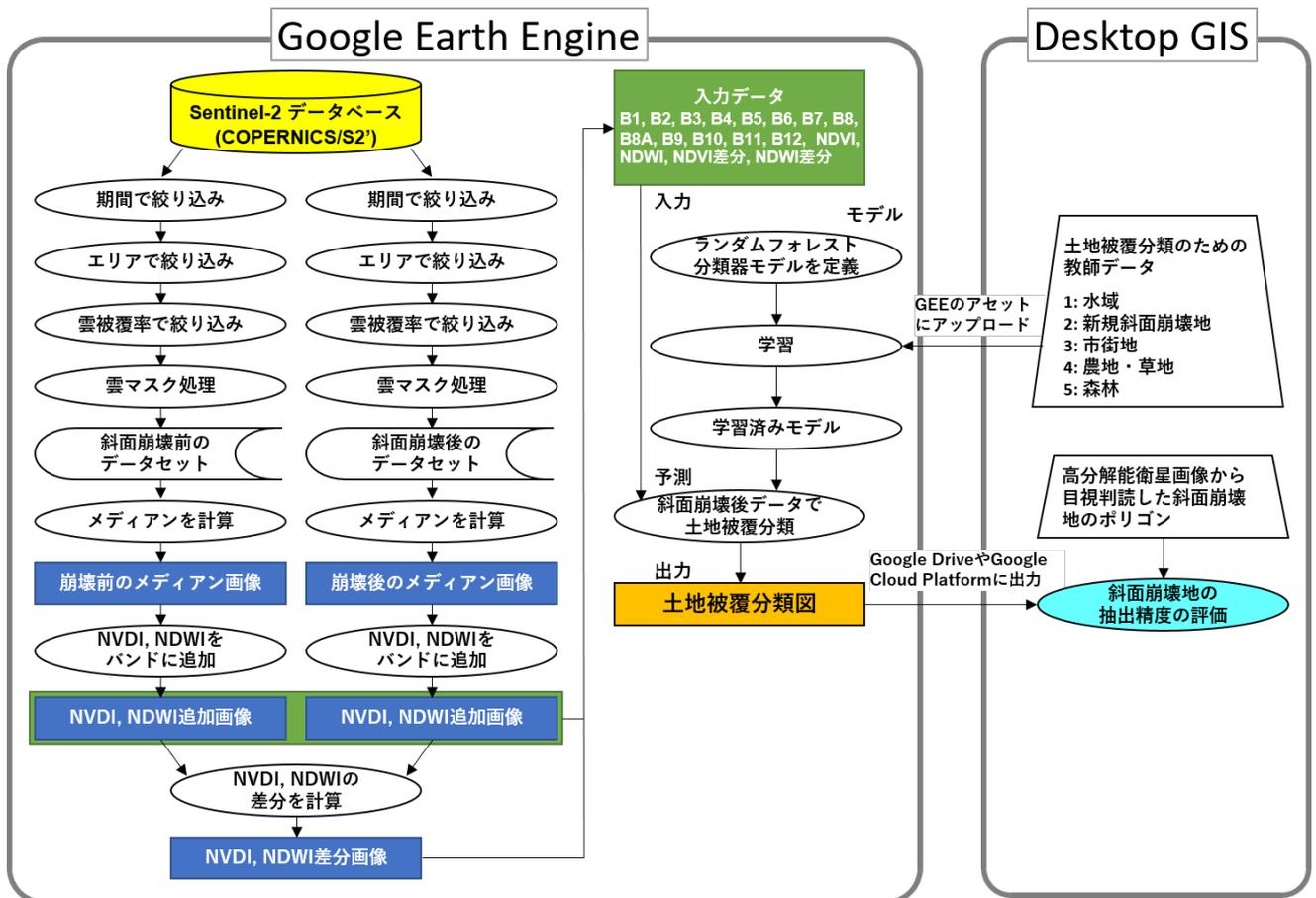


図 T01-2 Google Earth Engine を用いた斜面崩壊地の抽出のフロー

々の衛星データを自身のコンピュータにダウンロードせずに解析できるのが大きな特徴で、演算を Google のクラウドサーバ上で実行することができる。従来の衛星データを利用した継続的な観測は、利用する衛星データの更新にはダウンロードに時間がかかり、格納するストレージの費用もかかるという問題があった。このため、とりわけ開発途上国においては、ネットワーク環境や費用の点で、衛星データ利用の環境を整えるのが難しかった。Google Earth Engine の登場により、これらの障壁が大きく取り除かれ、自然災害のモニタリングに対しても道が開けてきている。

Google Earth Engine においては、光学衛星センサの短所の一つである雲のある場所は観測できないという問題を、ある一定期間に観測された衛星画像から雲のないエリアをモザイクすることにより解決することができる (図 T01-2)。雲なし画像を作成するための手順としては、まず、どの衛星のいつの期間のデータセットを雲なし画像の作成に用いるかを決め、次に、解析の対象とするエリアを設定する。なお、画像全体での雲の被覆率が高い画像では、雲がないと判断されるエリアでも、微細な

水蒸気の影響によりデジタル解析に向かない場合が多い。画像全体での雲の被覆率が30%を超えるような画像は、解析から外しておくことが望ましい。このようにして選択された特定エリアのそれぞれの衛星画像に対し、雲のマスクを作成する。Sentinel-2 衛星データには品質保証データが付帯しており、その中に雲マスクが用意されている。それぞれの衛星データに対して、そのデータに対応した雲マスクを用いて雲を取り除いた画像を作成する。そしてバンドごとに、各ピクセルに対して全ての雲なし画像から中央値（メディアン）を求め、そのピクセルの値とする。これにより雲のないメディアン画像が作成される。メディアン画像の特徴として、季節変化のある土地被覆に対しては、その変化がうまく捉えられないという短所がある。特に、雨季と乾季のある地域では、農耕が雨季に行われ、乾季は農閑期になることが多いこと、また、衛星データに雲が影響しないのは主に乾季であることから、メディアン画像を作成すると、農地が作物のない裸地と判別されることが多い。これは、乾季に葉を落とす熱帯落葉林についても同じことが言える。一方、斜面崩壊地を見つけ出す場合、一般に斜面崩壊前は植生があるのに対し、斜面崩壊後は裸地となるため、その抽出は比較的容易である。

斜面崩壊地を抽出するには、各バンドのメディアン画像に加え、メディアン画像から算出した正規化植生指数（NDVI）画像、正規化水分指数（NDWI）画像を追加するとよい。また、斜面崩壊前後のNDVI画像及びNDWI画像の差分画像も分類精度を向上させることが期待される。斜面崩壊前後の各バンドのメディアン画像、NDVI画像及びNDWI画像、さらには、NDVI差分画像及びNDWI差分画像を、斜面崩壊地抽出のための入力データとするのがよい。ただし、波長の短いバンドはどうしても水蒸気の影響を受けやすいため、メディアン画像でも水蒸気の影響が残っている場合がある。そのような場合には、波長の短いバンドの画像を土地被覆分類の入力データから外しておく必要がある。

斜面崩壊地抽出のための土地被覆分類

Google Earth Engine では土地被覆分類を行うための機械学習モデルが実装されている。主要な機械学習モデルとしては、決定木、ロジスティック回帰、サポートベクターマシーン、ナイーブベイズ、ランダムフォレストを用いることができる。近年では土地被覆分類にランダムフォレストがよく用いられる。ランダムフォレストは、「決定木」と「アンサンブル学習（バギング）」という2つの手法を組み合わせたアルゴリズムである。カテゴリ変数や欠損データを取り扱いやすく、多くの種類のデータセットに対して効果的な柔軟性の高い機械学習モデルであ

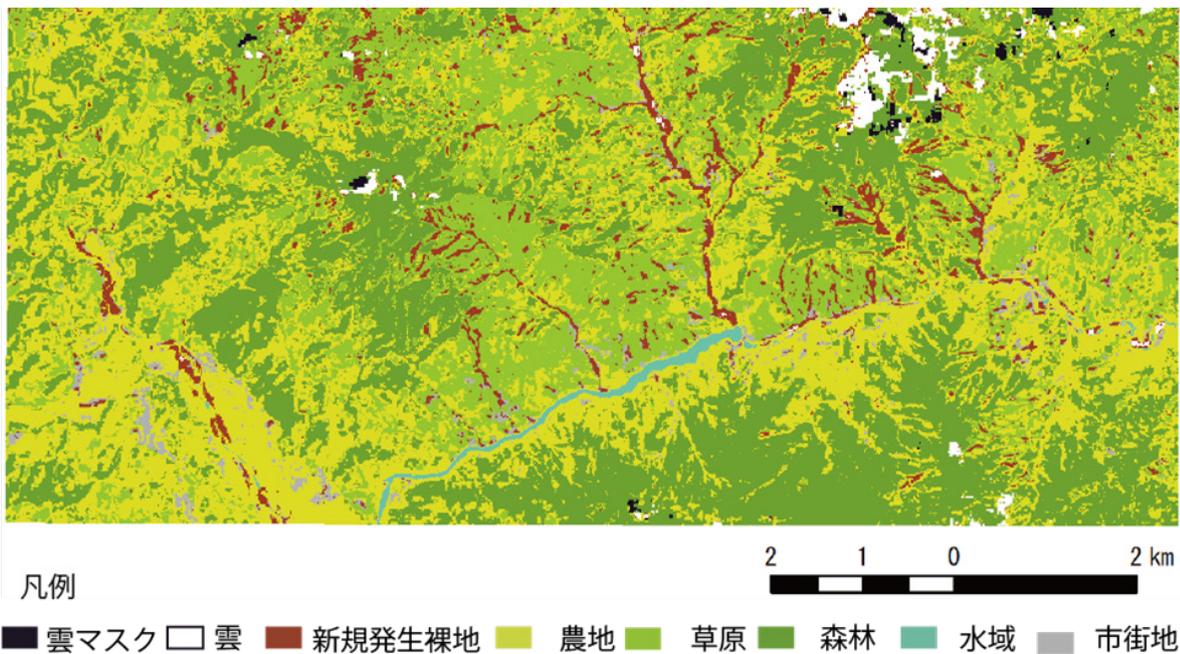


図 T01-3 斜面崩壊地抽出のための土地被覆分類図

る。

機械学習には、教師データとよばれるデータが必要である。通常土地被覆分類では、水域、市街地、農地、草地、森林といった土地被覆クラスの教師データが必要になるが、これらに加えて斜面崩壊地の抽出では、新規に発生した裸地という土地被覆クラスが必要となる（図 T01-3）。

斜面崩壊地の抽出精度の評価

土地被覆分類で得られた斜面崩壊地の抽出精度を評価するためには、検証エリアを設定して、分類に用いた衛星画像よりも高い地上分解能の衛星データや空中写真を用いて新規の斜面崩壊地を判読し、ポリゴンデータを作成する必要がある。このデータを土地被覆分類結果に重ねて、その正誤率で抽出精度を評価する。ここでの誤った分類結果であった割合はコミッションエラーとよばれる。すなわち、高分解能衛星データの判読結果が正しいとした場合の斜面崩壊地の分類（抽出）精度ということになる。これに対して、分類結果が正しいとした場合に、判読が異なる分類クラスとして判読された割合をオMISSIONエラーという。

機械学習による土地被覆分類と森林撈乱の抽出

この上の Recipe は

Recipe - P04 斜面崩壊リスクマップの作成

森林には斜面崩壊を抑制する機能があるが、これまで森林であった場所が農地や開発地などにより異なる土地被覆に変わると、こうした機能が失われると考えられる。しかし、多くの開発途上国では過去の土地被覆の変遷が十分に把握されていないのが現状である。本 Recipe では、過去からのデータが利用可能な衛星画像を時系列解析に用い、植生の時系列変化情報を取り出して、学習データと機械学習モデルを利用することにより、森林撈乱と土地被覆を毎年の頻度で抽出・分類する手法を紹介する。本手法で得られる土地被覆の変遷は、災害を低減する森林管理（ゾーニング）技術の開発に質する土砂災害等のリスクを評価する上で重要な情報になる。

過去の土地被覆の変遷が土砂災害リスクに与える影響

山岳地における土砂災害のリスク評価は、対策の立案や被害の軽減にとって重要である。土砂災害の発生には、降水などの誘因の他に斜面傾斜や土地被覆などが素因として関わっている（図 T02-1）。森林には斜面崩壊を抑制する機能があるが、これまで森林であった場所が農地や開発地などにより異なる土地被覆に変わると、こうした機能が失われると考えられる。また、農地などから森林に回復して時間が経っていない場合、斜面崩壊を抑制する機能が低く、土砂災害が発生するリスクが高ま



図 T02-1 様々な誘因や素因による土砂災害の発生

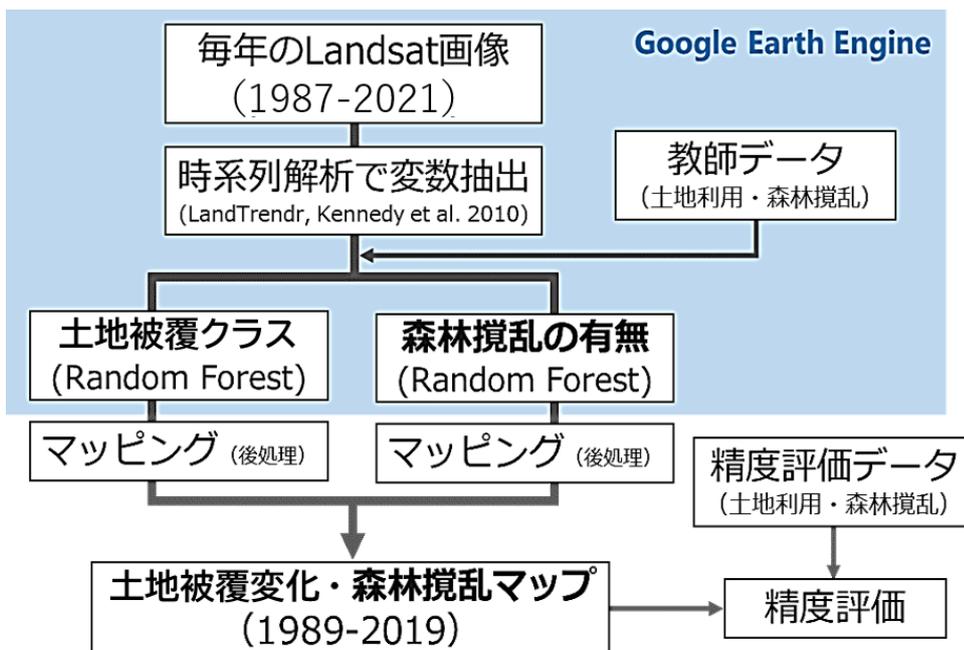


図 T02-2 土地被覆変化・森林撓乱マップの作成手法

る。したがって、大雨時に土砂災害が発生するリスクを評価するためには、土地被覆が過去にどのように移り変わったのかを知ることが重要である。しかし、多くの開発途上国では過去の土地被覆の変遷が十分に把握されていないのが現状である。

衛星画像を利用した過去の土地被覆の変遷の推定手法

本 Recipe では、過去のデータが利用可能な衛星画像を時系列解析に用いて植生の時系列変化情報を取り出し、機械学習モデルを応用することにより、森林撓乱と土地被覆を毎年の頻度で抽出・分類する手法（図 T02-2）を紹介する。

本手法では、土地被覆と森林撓乱を把握するための衛星データとして、過去 30 年以上のデータが利用できる地上分解能 30 m の Landsat 衛星画像を用いる。それぞれの年ごとにピクセル位置の各バンドの中央値を計算し合成画像を作成する。合成画像から 5 つの異なる植生指数（Normalized Burn Ratio: NBR¹⁾、Tasseled Cap Brightness: TCB, Greenness: TCG, Wetness: TCW, TCA: Angle）を計算する。このうち、森林撓乱への感度が高い NBR の値に対して、時系列解析アルゴリズム²⁾を適用して各ピクセル位置での変化候補年を抽出する。変化候補年で土地被覆・森林撓乱が時系列的な区間に区分けされると、区間それぞれについて植生数値を用いて、機械学習モデルの一つであるランダムフォレスト

INFO

1) Key CH, Benson NC (2006) Landscape assessment (LA): Sampling and analysis methods. Fort Collins, CO, USA

INFO

2) Kennedy RE, Yang Z, Cohen WB (2010) Detecting trends in forest disturbance and recovery using yearly Landsat time series: 1. LandTrendr - Temporal segmentation algorithms. Remote Sens Environ 114: 2897-2910

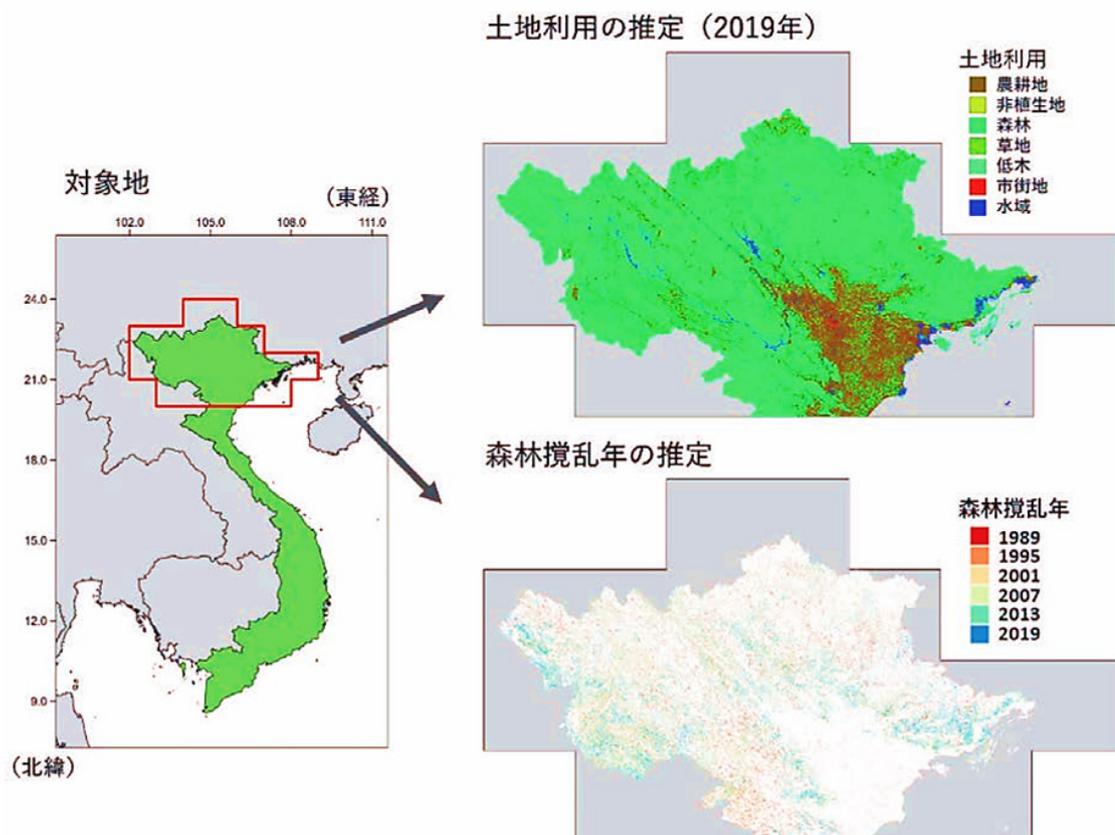


図 T02-3 ベトナム北部での土地被覆分類（右上）と森林内での攪乱の発生時期の特定（右下）

トで土地被覆クラス及び攪乱あり/なしを分類する。ここで、モデル作成のために教師データが必要であるため、教師データを取得する地点を抽出し、目視判読で土地被覆クラスと攪乱あり/なしをラベルづけして教師データとする。作成したランダムフォレストモデルで対象地全体を分類後、大きさ5ピクセル以下の森林攪乱を誤抽出としてフィルタし、現実的でない土地被覆変化のパターンを修正する。精度評価には、層化無作為抽出で取得して目視判読によってラベルづけしたサンプルを利用する。

本手法を適用した事例として、近年、斜面崩壊による土砂災害が多発しているベトナム北部山岳地を対象に森林攪乱に伴う土地被覆変化を推定した。1987–2021年の間に取得されたLandsat衛星画像を用い、1,400地点を層化無作為サンプリングで抽出し、土地被覆クラスと攪乱あり/なしの目視判読により教師データとした。精度評価には、385地点の教師データを利用した。その結果、1989–2019年の毎年の森林攪乱と土地利用をマッピングすることができた（図T02-3）。土地被覆の推移に

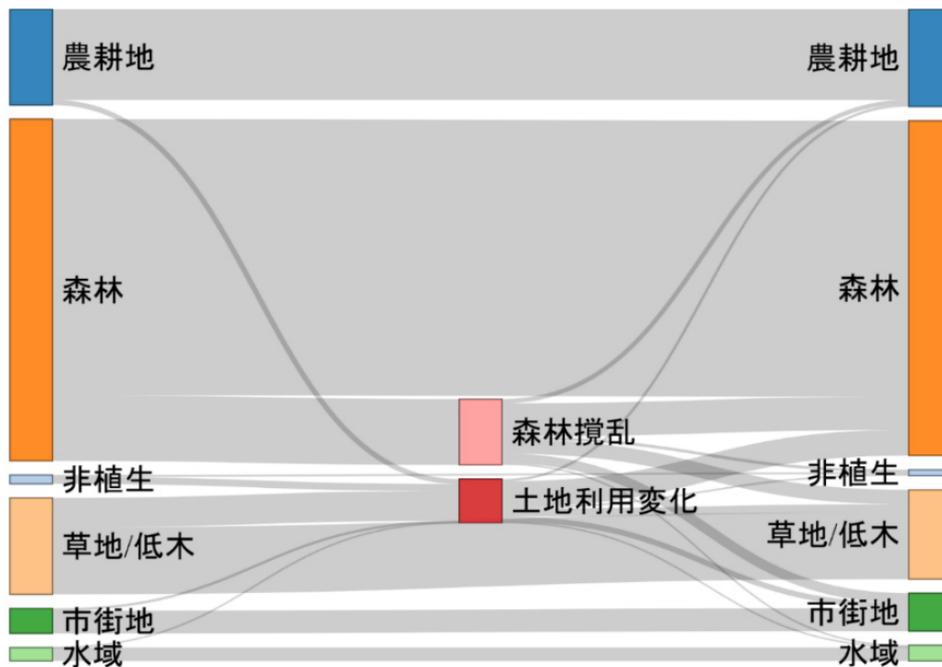


図 T02-4 推定された期初から期末（1989–2019年）にかけての
土地被覆面積の変遷（図の縦幅が各クラスの面積比率）
各土地被覆の期初（左）から期末（右）にかけての推移と期間中におこった変化
（森林攪乱と土地被覆）の面積比率を縦幅で表現している

着目すると、伐採などの森林攪乱の後に土地被覆クラスが変化せずに森林に戻る割合が一番大きかった。森林攪乱後に土地被覆が変化する場合では、草地/低木への変化が最も大きな割合を占め、市街地・農耕地が次いで多かった。また、逆に農地から森林へ回復する面積も多いことが明らかになった。森林以外の土地被覆クラスから森林クラスへ変化した面積は、森林からその他の土地被覆クラスへと変化した面積とほぼ同じであり、森林面積に大きな変化はなかった（図 T02-4）。こうした衛星画像を利用した手法により、土地被覆の変遷を捉えることが可能になる。

土砂災害のリスク評価への応用

本手法を利用することで、森林を対象とした土地被覆の変遷を広域にマッピングすることができる。マッピングした山岳地での土地被覆の変遷とこれまで発生した土砂災害との関係性を調べることで、災害が起こりやすいパターンを特定し、災害を低減する森林管理（ゾーニング）技術の開発に資する土砂災害のリスクマップ作成に役立てることができる。

斜面崩壊発生時の雨量の評価

この上の Recipe は

Recipe - P04 斜面崩壊リスクマップの作成

降雨による斜面崩壊は、透水層の空隙への雨水の浸入と、透水層と不透水層間の地下水の増加により発生する。斜面崩壊がその地域でどのような降雨で引き起こされるのかは、関連する災害リスクの評価の重要な指標のひとつである。開発途上国では地上の気象観測施設やレーダー観測システムが未整備のため、崩壊発生時の雨量を評価することが困難であったが、近年、衛星観測による衛星全球降水マップが公開され、斜面崩壊が発生する危険性の高い降雨を判定できる可能性が出てきた。長期の衛星観測雨量データから斜面崩壊が発生した時の雨量と降雨パターンを探索することにより、斜面崩壊の危険性の高い雨量と降雨パターンが明らかになる。

衛星観測雨量データ (GSMaP)

斜面崩壊がその地域でどのような降雨で引き起こされるのかは、関連する災害リスクの評価の重要な指標のひとつである。開発途上国では地上の気象観測施設が日本ほど充実していないことや、レーダー観測により得られる空間雨量データが未整備であることから、崩壊発生時の雨量を評価することが困難であった。

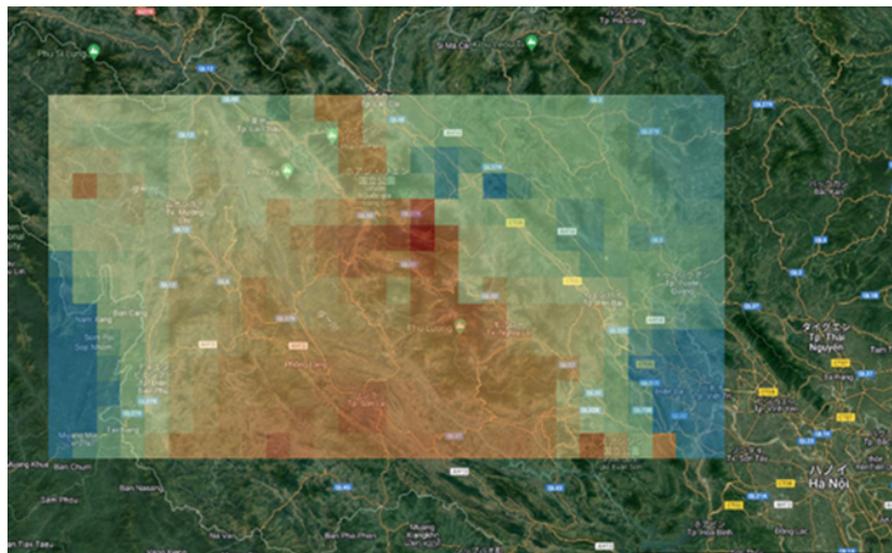


図 T03-1 GSMaP より取得した衛星観測による時間雨量データ

近年、宇宙航空研究開発機構（JAXA）による衛星観測雨量データを利用して、斜面崩壊が発生する危険性の高い降雨を判定できる可能性が出てきた。衛星観測雨量データは、JAXAにより衛星全球降水マップ（GSMaP：Global Satellite Mapping of Precipitation）¹⁾として2017年から公開されている。GSMaPは、複数のマイクロ波放射計観測データを用いて、信頼できる降水物理モデルに基づいた降水強度推定アルゴリズムにより、降雨レーダ、静止衛星の赤外放射計データをも総合的に利用した全球の高精度高分解能降水マップである。緯度経度0.1°グリッド、1時間の分解能の全球降水マップを作成・提供している（図T03-1）。GSMaPのサイトに登録することで、2000年以降の必要なエリアの任意の期間の時間雨量データを入手し利用することが可能になる。雨量データの入手が困難な地域においても利用可能であるため、気象観測網が十分に整備されていない開発途上国における利用が期待されている。

以上のように、衛星観測雨量データは地域によらず入手できる利点があるが、強い雨を過小評価するという技術的な課題があることが指摘されている²⁾。そのため、降雨強度の高い雨がトリガーとなる崩壊に起因する災害に関しては、災害発生リスクの高い降雨の特徴を正確に評価できない危険性がある。したがって、この過小評価の課題を考慮したうえで、斜面崩壊の発生するリスクの高い雨量を、衛星観測雨量を用いて評価する必要がある。

衛星観測雨量データの評価

衛星観測雨量データを用いて斜面崩壊発生時の雨量を評価するためには、衛星観測雨量データが地上での実測値と一致しているかが重要である。そこで、ベトナムを対象として検証を行う。実測値ベースの空間雨量データとして、文部科学省の補助事業により開発・運用されているデータ統合解析システム（DIAS）の下で収集・提供されている0.1°グリッド（約10km）日降水量データがある。この実測値ベースの雨量データは、REMOCLIC³⁾により1980年から2010年までの日雨量データが作成され、DIASにより公開されている（図T03-2）。2010年以降はデータが整備されていないため、現在の崩壊発生危険雨量の評価には利用できない。

そこで、衛星観測雨量データと実測値ベース雨量データがともに存在する2000年から2010年のデータを用いて衛星観測雨量と実測値ベース雨量を比較し、衛星観測雨量で過小評価が発生する雨量の閾値を調べた。実測値ベースの雨量データは日単位で整備されているため、衛星観

INFO

1) GSMaP
https://sharaku.eorc.jaxa.jp/GSMaP/index_j.htm

INFO

2) Long Trinh-Tuan, Jun Matsumoto, Thanh Ngo-Duc, Masato I. Nodzu & Tomoshige Inoue (2019) Evaluation of satellite precipitation products over Central Vietnam, Progress in Earth and Planetary Science volume 6, Article number: 54.

INFO

3) REMOCLIC. (2016). VnGP - ベトナム国グリッド日降水量データ (0.10° × 0.10°) [Data set]. データ統合・解析システム (DIAS).
<https://doi.org/10.20783/DIAS.270>

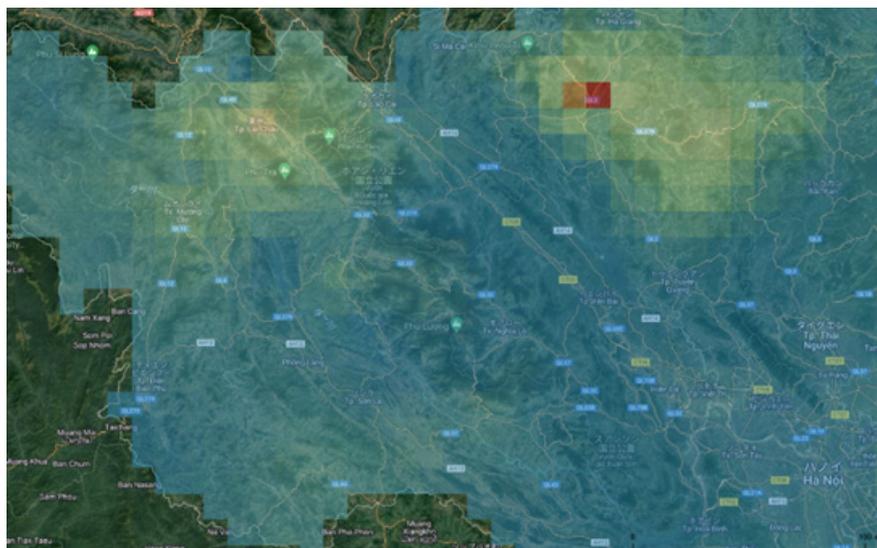


図 T03-2 DIAS より取得した実測値ベースの日雨量データ

測雨量を日雨量に換算して両者を比較した。比較は2023年8月上旬の豪雨により多数の斜面崩壊が発生し、道路の寸断や人的被害が発生したベトナムのイエンバイ省ムーカンチャイ郡ホーボン村を中心とするDIASに対応するグリッドで行った。比較の結果、比較した全てのグリッドにおいて、日雨量が90パーセント値を超えるあたりで衛星観測雨量データは実測値ベースのDIASの雨量データより小さな値を取り、日雨量が96パーセント値を超えるあたりで、実測値ベースの雨量データと衛星観測雨量データともに雨量の増加率が顕著に高くなることわかった（図T03-3）。

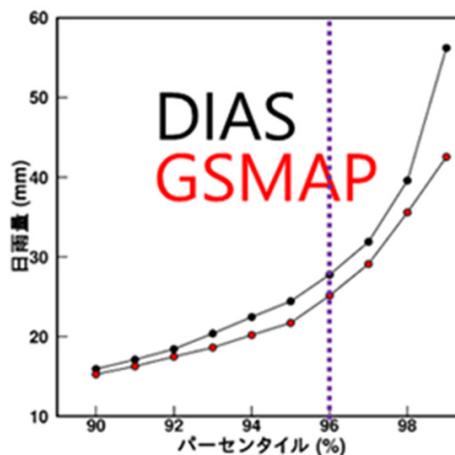


図 T03-3 実測値ベースの雨量データ (DIAS) と衛星観測雨量データ (GSMaP) の比較結果の例

斜面崩壊と雨量との関係

斜面崩壊は、地形・地質、植生、水文環境といった素因と、地震や降雨、人口改変といった誘因が影響しあって発生する。斜面は、水を通し

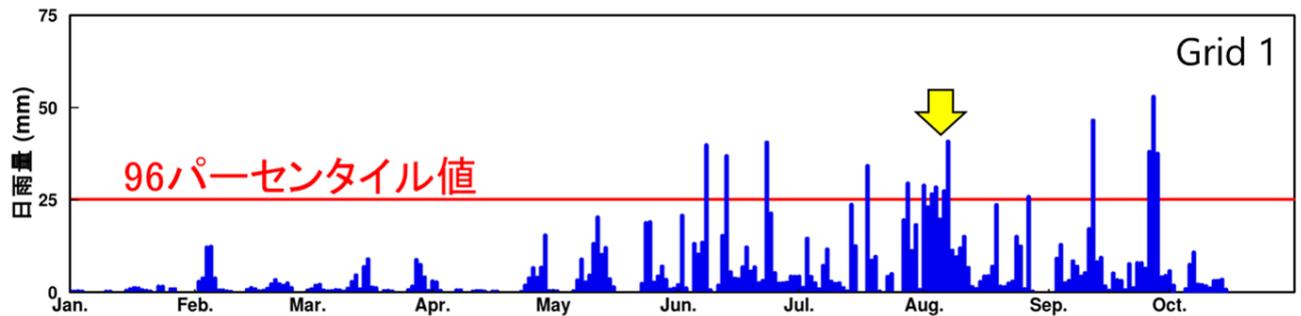


図 T03-4 衛星観測による日雨量（2023年1月～10月）

黄色矢印は崩壊が発生したと推定される期間を示す。崩壊が発生した期間は衛星雨量の過小評価が発生する閾値である96パーセントイル値を超える雨量が数日間まとまって発生していた。1~2日間だけ96パーセントイル値を超える雨では崩壊は発生していない。

やすい土層（透水層）の下に水を通しにくい土層（不透水層）が存在する。降雨による斜面崩壊は、透水層の空隙に雨水が入り込んで透水層の自重が増すとともに、さらに強い雨によって透水層と不透水層の層境に雨水が地下水となって入り込み、透水層を支える層境の抵抗力が低下することにより発生する。どの程度の降雨が続くことにより、滑ろうとする力（滑動力）が抵抗力を上回るのか、その限界を探る必要がある。

ベトナムの事例では、2023年8月上旬に96パーセントイル値に匹敵する雨が数日間まとまって降っており、この雨により斜面崩壊が発生した可能性が高い。このことから衛星観測雨量データで雨量の増加率が顕著に高くなるパーセントイル値の雨量を閾値として、言い換えると、ごく希にしか起こらない強雨の雨量を閾値として、崩壊発生危険雨量を判定できると考えられる（図 T03-4）。一方で、1~2日間だけ96パーセントイル値の雨量を超える雨が他の時期に複数観測されているが、それらの雨の期間には崩壊は発生していない。このことは、この地域においては、数日間の連続した雨が崩壊を引き起こす可能性が高いことを示している。そのため、3日間雨量などのより長期間の雨の積算値と崩壊の発生との関係を精査することで、より適切な閾値を明らかにする必要がある。

斜面崩壊に対するリスクマップの作成

この上の Recipe は

Recipe - P04 斜面崩壊リスクマップの作成

開発途上国においては、斜面崩壊に対する危険度の評価を行うための空間情報が未整備であるため、崩壊発生危険度を把握することが難しい。そこで、リモートセンシングデータとそのデータを用いて得られる空間情報、公開データを用いて、機械学習モデルにより推定した森林攪乱と土地利用変化をもとに斜面崩壊に対するリスクマップを作成する方法を示す。リスクマップの作成においては、衛星画像より目視判読した崩壊地に対し、DEM と DEM から算出した傾斜と方位、土地利用、道路、地質を説明変数として、機械学習により重要度を算出する。ランダムフォレストを用いて教師あり分類を行い、その結果をもとに構築されたモデルからリスク評価の結果をマップ化する。

リモートセンシングによる災害発生の危険度の把握

開発途上国においては限られたリソースで災害対策を立てる必要があることから、災害の発生の可能性と人間の営みを勘案した危険度を評価しておくことが必要である。しかし、開発途上国では危険度評価を行うために必要となる空間情報が未整備のため評価が困難である。また、地上での情報収集には限界がある。このため、人口分布や生態系の防災・減災機能を既存の衛星画像といったリモートセンシングデータからどのように抽出するかが課題であり、AI 等最新技術を活用して信頼性の高い危険度把握技術の開発が必要である。本 Recipe では、リモートセンシングデータ、地形 (DEM)、地質情報、斜面崩壊や林地荒廃に関する現地情報、時系列解析及び機械学習モデルにより衛星画像から推定した森林攪乱と土地利用変化をもとに、斜面崩壊に対するリスクマップを作成する方法を示す。

リスクマップ作成に使用するデータ

(1) 斜面崩壊地の判読

Google Maps の衛星画像を用いてフリーの GIS ソフトの QGIS 上で豪雨にともなう斜面崩壊発生個所を目視判読で特定し、ポリゴンデータとして抽出する (図 T04-1)。

(2) DEM

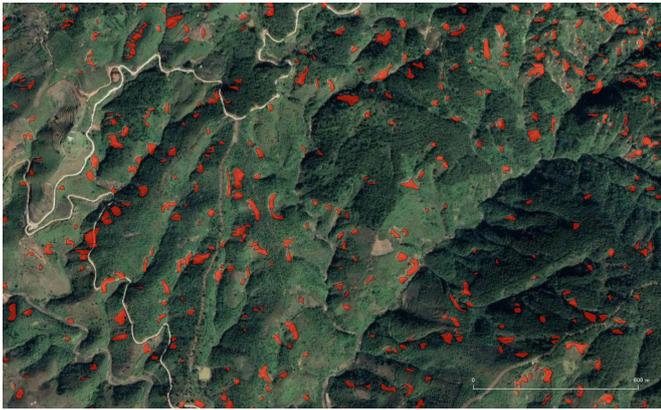


図 T04-1 斜面崩壊地の目視判読

開発途上国によって DEM の整備状況はまちまちである。対象となるエリアの DEM が存在する場合にはそのデータを使えばよいが、もし DEM が存在しない場合には、衛星データで作成された DEM を用いることになる。光学衛星を使ったデータの場合、正確には DEM ではなく、地上物の高さを含む DSM (Digital Surface Model) である。例えば森林では、地面ではなく林冠表面の標高を表している。無償の DEM としては、スペースシャトルミッションで作成された SRTM、SRTM ではシステム上山岳地で欠損データが発生しやすいためこれを Aster G-DEM や ALOS の標高データで補完した NASADEM、JAXA が ALOS のデータから作成した AW3D30 などがある。これらの DEM の解像度は 1 秒で、赤道付近では約 30 m に相当する。また、これより解像度の高い DEM としては、有償の AW3D 標準版地形データがある。AW3D 標準版地形データは、JAXA の陸域観測技術衛星「だいち (ALOS)」の 3D 立体視に特化したセンサーで撮影された衛星画像を使い、世界最高水準の 2.5m/5m 解像度で世界中の陸地の起伏を表現した 3D 地図である。

用意した DEM を用いて、GIS ソフト等で傾斜、方位を算出する。また、CS 立体図¹⁾及び等高線図を作成し(図 T04-2)、判読した崩壊地の地形状況についても把握する。

(3) 土地利用

土地利用状況については、対象となるエリアに対して既存の土地利用図／土地被覆図がある場合は、そのデータを利用する。その場合、土地利用図／土地被覆図が比較的最近に作られたもので、現状を表していることが利用の条件となる。利用可能な土地利用図／土地被覆図が存在しない場合、QGIS 等を用いて Google Maps の衛星画像から土地利用(森林、若齢林、棚田、草地、集落等)を目視判読し、ポリゴンデータを作成する。

(4) 地質

INFO

1) CS 立体図とは DEM (標高図) より傾斜 (Slope) 図と曲率 (Curvature) 図を作成し、それぞれ彩色して透過させることにより、地形を立体的に表現した図。尾根筋が暖色、谷筋が寒色、急傾斜および低標高が暗色、緩傾斜及び高標高が明色で表現されている。

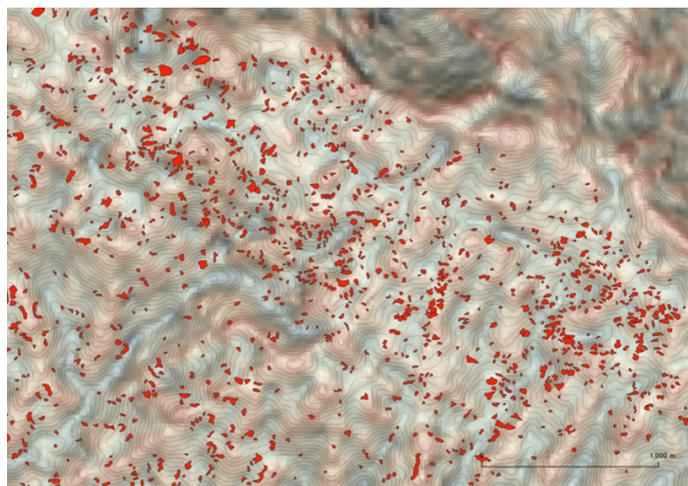


図 T04-2 DEM から作成した CS 立体図及び等高線図

対象となるエリアに対して既存の地質情報がある場合は、そのデータを利用する。そうでない場合には、各国の地質調査所あるいは国土数値情報を作成している機関が用意している地質図を利用するか、英国地質調査所が呼びかけ、全世界の地質調査研究機関が参画して構築された全地球地質図ポータル「OneGeology」²⁾ に用意された 100 万分の 1 世界地質図を利用する。

(5) 道路

道路網についても、既存のデータがある場合はそれを用いることになるが、既存のデータがない場合には QGIS 等を用いて Google Maps の衛星画像から目視判読し、ポリラインデータを作成する。

リスクマップの作成方法

衛星画像より目視判読した崩壊地に対し、DEM 及び DEM から算出した傾斜と方位、土地利用、道路、地質を崩壊要因（説明変数）として、機械学習（決定木、ランダムフォレスト）により重要度を算出する。具体的には、対象とするエリアを 10m メッシュに分割し、メッシュごとに崩壊地の有無（目的変数）及び各要因項目（説明変数：土地利用、標高、傾斜、方位、地質、道路等）を集計することでデータセットを作成し、機械学習に使用する（図 T04-3）。決定木やランダムフォレストといった機械学習では使用するデータセットの項目や解析の際の設定項目により結果が変わってくる。このため、結果の取り扱いには注意が必要であり、これらを基にしてリスク評価を行う際には、このことに留意するとともに、評価結果（作成されたリスクマップ）を実際に利用する

INFO

2) OneGeology Portal
<https://portal.onegeology.org/OnegeologyGlobal/>

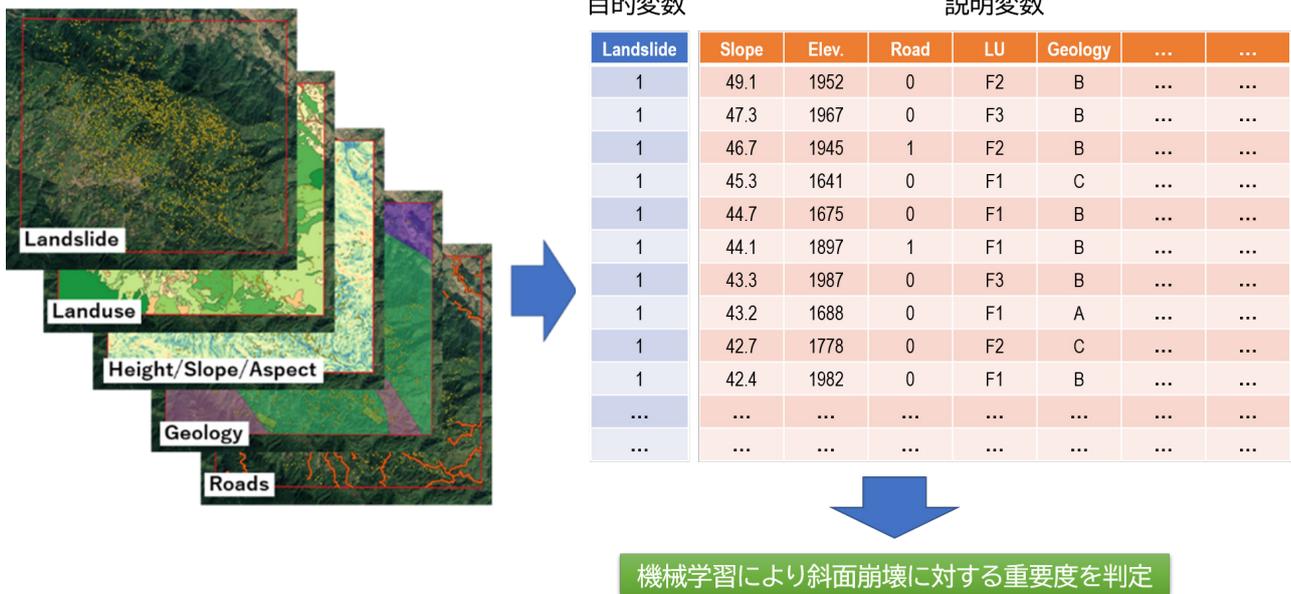


図 T04-3 リスクマップ作成のための機械学習による重要度の判定

前に、現地において検証を行う必要がある。一方で、それぞれの結果において、ある程度の傾向が認められる場合には、概ね信頼性が認められるものとする。

リスク評価に際しては、影響すると判断された要因がどの程度、重要であるかを検討しておく必要があるため、崩壊に対する各要因の重要度を機械学習（決定木及びランダムフォレスト）の教師なし分類で推定する。評価結果のマップ化には、ランダムフォレストを利用する。それぞれの調査範囲で整理したデータセットを用いて教師あり分類を行い、その結果をもとに構築されたモデルからリスク評価を行い、結果をマップ化する（図 T04-4）。



図 T04-4 斜面崩壊のリスクマップ