

# 共分散構造分析法を導入した 斜面崩壊危険箇所評価アルゴリズムの構築

小島尚人<sup>1</sup>・大林成行<sup>2</sup>・青木 太<sup>3</sup>

<sup>1</sup>正会員 工博 東京理科大学 助教授 理工学部土木工学科 (〒278-8510 千葉県野田市山崎 2641)

<sup>2</sup>正会員 工博 東京理科大学 教授 理工学部土木工学科 ( 同 上 )

<sup>3</sup>学生会員 東京理科大学 大学院 理工学部土木工学科 ( 同 上 )

本研究は、斜面崩壊危険箇所評価における「素因と誘因の取り扱い上の問題」を整理するとともに、共分散構造分析法を導入した評価アルゴリズムを構築したものである。誘因情報（降雨、地震等）を画素単位では観測困難な「潜在変数」とみなし、衛星データと地理情報（素因）を「観測変数」とした。測定方程式に基づいて誘因影響を逆推定するとともに「誘因影響図」を提示した。さらに、素因のみ使用した場合の数量化理論モデル（従来手法）と誘因の影響を加味した共分散構造分析モデル（提案手法）から得られる崩壊危険箇所評価図の違いを抽出した「差画像」を作成し、誘因影響図と併用することによって、潜在変数としての誘因の影響を加味して今までにない視点から崩壊危険箇所評価が展開できることを示した。

**Key Words :** *slope stability evaluation, Analysis of covariance structures, structural equation, spatial data integration, geographical information, satellite remote sensing*

## 1. はじめに

斜面崩壊の予知要件は、発生の「時期、箇所、規模」であり、この問題に対し古くから数多くの研究者が取り組んでいる<sup>1),2)</sup>。筆者らは斜面崩壊の予知に完全はあり得ないことを指摘した上で、「潜在危険斜面の事前把握と評価支援（発生箇所と規模の推定）」を目的として、地形や地質、土壌といった各種地理情報と衛星リモートセンシングデータ（以下、衛星データ）を融合利用した斜面崩壊危険箇所評価モデルを開発し、数々の適用実績を積み重ねてきた<sup>3),7)</sup>。

これら一連の研究は、数量化Ⅱ類とⅢ類をベースとした評価モデル（以下、数量化理論モデル）の開発を皮切りに、ベイジアンモデル、確信度モデル、ファジーセットモデルといった確率モデルの開発へと展開した<sup>8)</sup>。これらのモデルを統合利用して崩壊危険箇所を分析評価するアルゴリズムの総称として、筆者らはSSEアルゴリズム(Slope Stability Evaluation algorithms applying the satellite data and geographical information)と名付けて多くの研究成果を提示してきた。SSEアルゴリズムでは、衛星データから得られる画像特徴や地理情報を「素因」として扱い、これらを統合分析できる実用レベルにまで体系化した点において初期の目的を達成できたと考えている。

ここまでの研究では、素因と誘因の相関性がある

ことを前提として、誘因の代替変量として素因を位置付けていたことから、誘因を直接的にモデルの説明変量として扱う具体的な方策については、未だ課題として残されている。これは、降水量や震度といった崩壊発生に関わる誘因情報の計測地点は限られており、広域にわたってこれらの計測情報を「画素単位」で全て観測収集し、評価モデルの説明変量として取り込むことが現実問題として不可能なためである。誘因情報は、むしろ観測できない説明変数（潜在変数）として扱うといった全く別の視点からモデルを構築することも必要となる。

以上の背景のもとに、本研究は、観測が困難な誘因情報（潜在変数）をモデルに組み込むアプローチとして、現象の因果関係分析に活用されている共分散構造分析法を導入した新たな斜面崩壊危険箇所評価アルゴリズムを構築し、その実用性を示したものである。

## 2. 既往の研究と本研究の特色

### (1) 既往の研究に見られる素因と誘因の取り扱い上の問題

図-1に示すように、斜面の崩壊現象は地形や被覆因子等の土地が持つ「素因」と引き金となる「誘

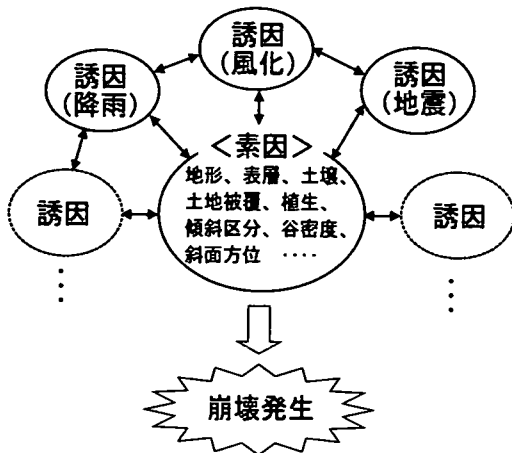


図-1 崩壊発生に関わる素因と誘因

因」間の複雑な因果関係のもとに発生する<sup>2)</sup>。広域にわたる斜面の崩壊危険箇所評価を目的とした研究では、筆者らの従来までの研究を含めて、画素単位で誘因を観測することが困難なことから、一般には素因と誘因の間に相関性があることを前提とし、誘因の代替変量として素因を位置付けている。例えば、降雨に伴って植生の活性度(植生指標)が高くなる、あるいは水系・谷密度と崩壊の因果関係がある等の仮定のもとに、崩壊発生の引き金となる箇所を推定しようとする考え方はよく知られている。

また、素因と誘因を併用し、いずれも観測情報として直接モデルに取り込むといった既往の研究もいくつか見られるが、誘因情報をモデルに導入する際には、以下のような問題が指摘できる。

①降水量や震度といった誘因情報は極限られた点情報に近い情報として収集されることが多く、広域にわたるそれらの情報を「画素単位」で全て収集することは現実問題として大変難しい。

②誘因情報(豪雨時の降雨強度分布等)の空間分布を推定して計測データの補間を行ったとしても、補間精度の信頼性を検証する上で限界がある。また、降雨強度分布と地表面の流出状況とは異なることから、画素単位での崩壊危険箇所評価を実施する上で、空間スケール上の十分な精度が得られない<sup>9)</sup>。

③観測した誘因情報をもとに崩壊危険性評価をした場合、特定の観測時点の誘因情報を説明変量としている以上、広域にわたる崩壊危険箇所の推定には直接的に結びつけることはできない。

④特定の限られた数の切土法面を対象として降雨強度と素因との因果関係を分析するといった研究事例も古くから行われている<sup>10)</sup>。しかし、広域にわたる自然斜面の崩壊問題を対象とする場合には、誘因

情報を観測収集することさえ困難であり、この種の分析方法は適用できないことは言うまでもない。

以上のことから、誘因を観測して利用するというよりも、むしろ観測できない「潜在変数(latent variable)」とみなした上でモデルを構築するといった全く視点を異にした考え方も必要となる。この点が、共分散構造分析法を導入しようとする着想に至った経緯でもある。

## (2) 本研究の特色

本研究の特色は、斜面崩壊の誘因を潜在変数とした新たな崩壊危険箇所評価アルゴリズムを構築する点である。具体的には以下の2点にまとめられる。

### a) 崩壊危険箇所評価アルゴリズムの構築

諸外国に目を向けると素因の統合過程が異なる崩壊危険箇所評価モデルがいくつか考案されている。空間情報の統合分析を担う Favourability theory に基づく崩壊危険箇所評価モデルとしてベイジアンモデル、ファジーセットモデル、確信度モデル等がその代表的なものである<sup>11)</sup>。

筆者らはこれらのモデルと数量化理論モデル(以下、QUTモデル: Quantification theory model)との解の違いを比較した上で、数量化理論モデルの優位性を示した<sup>8)</sup>。これまでのモデルでは素因情報のみを使用したものであったが、本研究では、さらにステップを進め、誘因を加味した共分散構造分析モデル(ACOSモデル: Analysis of COvariance Structure model)を構築する。

具体的には、図-2に示すように、素因のみ使用した場合のQUTモデルと誘因を加味したACOSモデルから得られる崩壊危険箇所評価図との違いを抽出した「差画像」を作成し、誘因の影響を加味して「崩壊危険側・安全側」といった技術者支援型の評価を展開できることを示すものである。単なる共分散構造分析法の適用にとどまるのではなく、評価モデル別の解の違いを利用した分析アルゴリズムを構築している点が本研究の特徴となる。

### b) 誘因影響図の提示

共分散構造分析モデルは、1970年代にJoreskogにより、因子分析によって構成される因子モデルの検証法として提唱されたことに端を発する。本研究では、観測変数である素因と潜在変数である誘因の間で定義される測定方程式から誘因の影響を画素単位で逆推定し、これを画像化したものを新たに「誘因影響図」として提示する。

さらに、差画像と誘因影響図を併用することによって、問題発見型の分析が展開できることを示している。誘因を観測できない潜在変数と見なした上で、

表-1 本研究で使用した素因データ

土地分類基本調査図から作成			現存植生図から作成			
表層地質	土壌	地形分類	現存植生			
砂、礫	粗粒風化火山	中起伏火山地	スタジア群落			
泥、砂、礫	黒ボク土	丘陵地	ミスハイ・スタジア群落			
泥岩	乾性褐色森林土	シラス台地	ク、ヒメ、サワラ植林			
シルト岩	褐色森林土	谷底平野	モウソウチク林			
シラス	細粒灰色低地土	崖	畑地雑草群落			
溶結凝灰岩	粗粒灰色低地土	火山麓地	水田雑草群落			
安山岩質岩石	灰色低地土		緑の多い住宅			
	グライ土		常緑果樹園			
	市街地、その他					
DTMから作成			衛星データから作成			
標高区分	傾斜区分	起伏量	斜面方位	谷密度	植生指標	土地被覆
0~50	0~5°	0~5	北	0	レベル 1	樹林
50~100	5~10°	5~10	北北東	1	レベル 2	市街地
100~150	10~15°	10~15	北東	2	レベル 3	水田
150~200	15~20°	15~20	東北東	3	レベル 4	裸地
200~250	20~25°	20~25	東	4	レベル 5	
250~	25~30°	25~30	東南東	5	レベル 6	
	30~35°	30~35	南東	(個)	レベル 7	
	35~40°	35~40	南南東		レベル 8	
			南		レベル 9	
			南南西		レベル10	
			南西		レベル11	
			西南西		レベル12	
			西		レベル13	
			西北西		レベル14	
			北西			
			北北西			
			平坦			

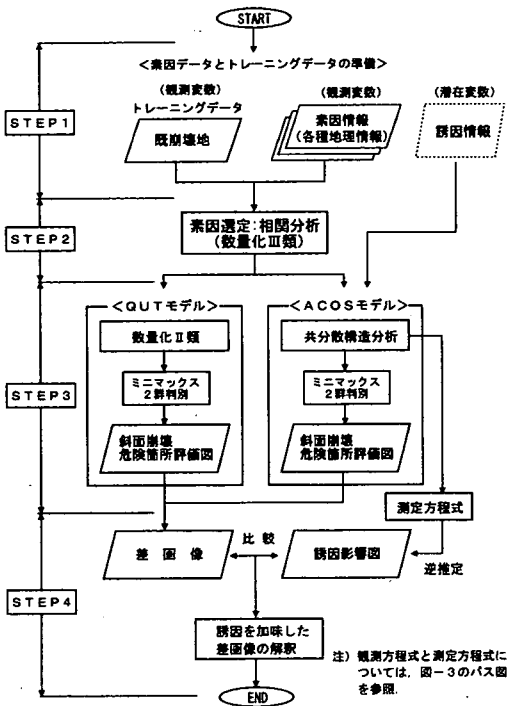


図-2 本研究の全体構成 (提案アルゴリズム)

実用性の高い崩壊危険箇所評価アルゴリズムとして体系化している点が本研究の特色となる。

### 3. 研究の構成

本研究で提案する崩壊危険箇所評価アルゴリズムの全体構成を図-2に示す。以下、順を追って説明する。

#### (1) STEP1: 対象領域と素因データの準備

##### a) 対象領域

対象領域は、鹿児島県吉田町に位置する佐多浦地区である(東西約3.6 km×南北約1.8 km)。この地区では、自然シラス斜面の侵食谷と侵食崖が広く分布し、1993年8月の集中豪雨によって広域にわたって多くの崩壊が発生している<sup>13)</sup>。

この地域に対しては、既にSSEモデルをベースとした崩壊危険箇所評価の研究実績が蓄積されており、本研究を進める上でも十分なグランドトゥースデータが整備されている。

##### b) 素因データの準備

本研究で使用した素因データを表-1に示す。土地分類基本調査の成果図面を数値化した土地分類図

(表層地質、土壌、地形分類、現存植生)と数値地形モデル(DTM:Digital Terrain Model)からコンピュータ処理をとおして作成される数値地理データ(標高、傾斜区分、起伏量、斜面方位、谷密度)である。

さらに、本研究では、衛星データから得られる画像特徴も素因として加えた。データ観測時期は1993年3月4日、観測エリアはPATH315-ROW286であり、画像ノイズのないデータを選定した。この衛星データに対して教師付き最尤法を用いて土地被覆分類図を作成し、素因データの一つとした。また、シラス台地では地形の遷緩線や遷急線の近辺での植生生育状態が崩壊発生の周期性と因果関係があると言われていることから<sup>14)</sup>、衛星データから計算される植生指標(NVI:Normalized Vegetation Index)も素因の一つに加えた。

#### (2) STEP2: データ構造分析 (素因選定: 4章)

筆者らが長年にわたって開発・改良してきたSSEモデル(SSEアルゴリズムを中核とした斜面崩壊危険箇所評価モデル)を適用する場合には、数量化Ⅲ類によって相関の高い素因の組み合わせを見出し、さらに数量化Ⅱ類を介して、偏相関係数の低い方の素因を除去するといった手順を踏む<sup>3)</sup>。これは数量化理論に基づくSSEモデルの信頼性を保証する上で不可欠な前処理に位置付けられている。

図-2に示すように、本研究では、以降の記述を判り易くするために、前述したとおり数量化理論モデルをQUTモデルと呼び、共分散構造分析モデルをACOSモデルとして区別する。本研究では、これら

2つのモデルを併用して分析するアルゴリズムをもつ崩壊危険箇所評価モデルを新たに新 SSE モデルと呼ぶこととする。

**(3) STEP3: 崩壊危険箇所評価図の作成 (5, 6章)**

QUT モデルと ACOS モデルのそれぞれによって斜面崩壊危険箇所評価図を作成する。いずれのモデルにおいても画素単位に計算される評価値に対して、トレーニングデータを基準としたミニマックス 2 群判別をとおして崩壊危険箇所評価図が作成される。判別精度は、トレーニングデータに対する「的中率」を用いて評価する。

**(4) STEP4: 誘因影響分析 (7, 8章)**

図-2 に示したように、QUT モデルと ACOS モデルから作成される 2 種類の斜面崩壊危険箇所評価図の違いを抽出した差画像を作成するとともに、標準化した解釈表を提示する。この差画像上の違いは、まさに誘因の影響が反映されたものとなる。

さらに共分散構造分析法に言うパス図上のパスウェイト (重み) を用いて、測定方程式から誘因の影響を画素単位で逆算し、これを画像化する。この画像は、潜在変数である誘因の影響を画像化したものであり、本研究では、これを新たに「誘因影響図」として提示する。差画像と誘因影響図を用いれば、今までにない視点から評価が展開できることを示す。

**4. データ構造の分析**

本章では、斜面崩壊危険箇所評価に使用する素因データの選定問題について説明するとともに、選定された素因とトレーニングデータの関係分析、いわゆるカテゴリ分析について述べる。

**(1) 素因の選定**

分析に先立って、数量化Ⅲ類を用いて素因間の相関係数を計算し、相関の高いいずれか一方の素因を除去する。素因間の独立性を確保しておくことは、数量化Ⅱ類および共分散構造分析を進める上で重要な前処理に位置付けられる。

表-1 に示した素因データを用いて、数量化Ⅲ類を介して素因間の相関係数を計算した結果を表-2 に示す。ここで相関の高い因子の組みを判断する閾値が問題となるが、筆者らの今までの検討と統計処理上の一般的な判断として、本研究では 0.7 以上のものを削除の対象となる組みとした。表中、反転させた枠の箇所が該当する。さらに、これらの組合

表-2 素因間の相関係数と素因選定結果

	傾斜	標高	地質	植生	起伏	斜面	現存	地形	土壌	被覆	
傾斜区分	○										
標高区分	○	0.650									
表層地質	×	0.651	0.791								
植生指標	○	0.251	0.360	0.301							
起伏量	×	0.932	0.634	0.602	0.254						
斜面方位	○	0.377	0.244	0.402	0.258	0.276					
現存植生	○	0.605	0.633	0.677	0.281	0.588	0.276				
地形分類	×	0.616	0.661	0.718	0.275	0.594	0.265	0.737			
土壌	×	0.573	0.578	0.640	0.294	0.562	0.299	0.726	0.713		
土地被覆	○	0.598	0.596	0.586	0.536	0.569	0.294	0.591	0.567	0.571	
谷密度	○	0.196	0.120	0.075	0.111	0.147	0.112	0.044	0.036	0.058	0.036

せのうち、いずれか一方を除去する際の基準として数量化Ⅱ類の偏相関係数を用いる。表-2 では、判りやすくするために偏相関係数の高い素因を上から順に並べて記載してある。

この結果から、これ以降の処理で使用する素因は、「傾斜区分、標高区分、植生指標、斜面方位、現存植生、土地被覆、谷密度」といった 7 種類となる。選定されたこれら 7 種類の素因を構成するカテゴリの分析へと検討を進める。

**(2) カテゴリ分析**

QUT モデルにおける入力データの構造は「1 と 0」のダミー変数であるが、ACOS モデルでは、Favorability 理論に基づいて各素因を構成するカテゴリに付与される事前確率の値を用いる。

具体的には、画素  $q$  において斜面崩壊が発生すると想定される事象を「 $Tq$ 」とし、画素  $q$  に該当する「 $i$  番目の素因における  $j$  番目のカテゴリ」を  $C_{ij}$  ( $i=1, \dots, m, j=1, \dots, n$ ) とすると画素  $q$  の「崩壊発生確率:  $Sq$ 」は次式で表される。

$$Sq = P \{ Tq | C_{1j}, C_{2j}, \dots, C_{mj} \} \quad (1)$$

また、素因毎の条件付き確率は次式で表される。

$$P(Tq | C_{ij}) = Nd / N_{ij} \quad (2)$$

ここに、

$Nd$  :  $i$  番目の素因におけるカテゴリ  $j$  に属する

既崩壊地 (トレーニングデータ) の画素数

$N_{ij}$  :  $i$  番目の素因におけるカテゴリ  $j$  の画素数

ACOS モデルにおけるカテゴリ分析は、この条件付き確率を用いる。

各素因を構成するカテゴリに属する画素に付与される条件付き確率を統合して、画素単位で評価値  $Sq$  が計算される。 $P(Tq | C_{ij})$  を統合する際のフレームワ

表-3 条件付き確率

素因データ		頻度	条件付き確率 ( $\times 10^{-2}$ )	素因データ		頻度	条件付き確率 ( $\times 10^{-2}$ )	
傾斜区分	(以上~未満)			北	1801	1.72		
	0~5°	2493	0.00	北北東	1156	1.38		
	5~10°	2098	0.05	北東	1307	1.38		
	10~15°	2334	0.39	東北東	1047	1.53		
	15~20°	2473	0.49	東	1198	2.00		
	20~25°	2136	1.03	東南東	913	1.10		
	25~30°	1880	2.18	南東	1214	1.40		
	30~35°	1315	4.94	南南東	995	0.70		
	35~40°	764	6.28	南	956	0.63		
	40~	581	10.50	南南西	882	2.27		
標高区分	(以上~未満:m)			西南西	637	2.67		
	0~50	4626	0.00	西南西	624	1.92		
	50~100	6296	1.51	西	656	3.05		
	100~150	3608	4.13	西北西	933	2.68		
	150~200	1287	1.55	北西	816	2.08		
	200~250	215	0.47	北西	556	1.62		
	250~	45	0.00	北西	383	0.00		
	植生指標	レベル 1	13	0.00	スタジアム群落	2475	4.73	
		レベル 2	53	0.00	ミズハイネツグミ群落	1254	3.49	
		レベル 3	122	0.82	スギ、ヒノキ、ササ群落	7793	1.30	
レベル 4		265	1.51	モウソウチク林	101	0.00		
レベル 5		397	0.50	畑地雑草群落	63	0.00		
レベル 6		751	2.00	水田雑草群落	3297	0.06		
レベル 7		1320	2.42	緑の多い住宅	1077	0.00		
レベル 8		2212	1.63	常緑果樹園	14	0.00		
レベル 9		2776	1.73	樹林地	11352	2.26		
レベル10		3176	1.29	市街地	822	0.36		
レベル11		2837	1.83	水田	2609	0.08		
レベル12		1603	1.93	裸地	1291	0.31		
レベル13		504	0.60	O(個)	11424	1.59		
レベル14		45	0.00	1	1494	2.41		
外的トレーニングデータ 基型 評価対象領域		265		2	2445	1.55		
		15809		3	615	1.30		
				4	89	1.12		
				5	7	0.00		

表-4 カテゴリ数量 (数量化Ⅱ類)

素因データ		頻度	平均値 数量	偏相関係数 (レンジ)	素因データ		頻度	平均値 数量	偏相関係数 (レンジ)		
傾斜区分	(以上~未満)			0.182 (3.637)	北	1801	0.014				
	0~5°	2493	0.343		北北東	1156	0.111				
	5~10°	2098	0.497		北東	1307	0.043				
	10~15°	2334	0.408		東北東	1047	-0.030				
	15~20°	2473	0.395		東	1198	-0.202				
	20~25°	2136	0.248		東南東	913	0.189				
	25~30°	1880	0.092		南東	1214	0.081				
	30~35°	1315	0.975		南南東	995	0.337	0.041			
	35~40°	764	1.412		南	956	0.194	(0.651)			
	40~	581	3.140		南南西	882	-0.314				
標高区分	(以上~未満:m)			0.067 (2.217)	西南西	637	-0.144				
	0~50	4626	0.081		西南西	624	0.053				
	50~100	6296	0.010		西	656	-0.283				
	100~150	3608	-0.390		西北西	933	-0.185				
	150~200	1287	0.554		北西	816	-0.057				
	200~250	215	0.801		北西	556	0.101				
	250~	45	1.827		北西	383	-0.116				
	現存植生	スタジアム群落	2475		-0.610	0.066 (1.163)	樹林地	11352	-0.065		
		ミズハイネツグミ群落	1254		-0.226		市街地	822	0.228	0.026	
		スギ、ヒノキ、ササ群落	7793		0.167		水田	2609	0.073	(0.349)	
モウソウチク林		101	0.373	裸地	1291		0.283				
畑地雑草群落		63	0.100	谷密度	0(個)		11424	0.039			
水田雑草群落		3297	0.104		1		1494	-0.113			
緑の多い住宅		1077	0.091		2		2445	-0.066	0.016		
常緑果樹園		14	0.554		3		615	-0.183	(0.790)		
レベル 1		13	0.772		4		89	-0.131			
レベル 2		53	0.665		5		7	0.607			
レベル 3		122	-0.087		外的 基型		トレーニングデータ 評価対象領域	265	-1.815		
レベル 4		265	-0.257				15809	0.030			
レベル 5		397	0.028								
レベル 6		751	-0.341								
レベル 7	1320	-0.427									
レベル 8	2212	-0.100									
レベル 9	2776	-0.631									
レベル10	3176	0.167									
レベル11	2837	0.049									
レベル12	1603	0.108									
レベル13	504	0.552									
レベル14	45	0.633									

ークとして、ベイジアンモデル、ファジーセットモデル、確信度モデル等といった様々なモデルが構築されている<sup>8),11)</sup>。なお、Favorability 理論そのものの詳細については、参考文献8)と11)に記載されているので本文では割愛する。

表-3に式(1)によって計算した条件付き確率  $P(Tq|Cij)$  の値を、また、表-4に数量化Ⅱ類の処理結果を示す。なお、表-4の「外的基準欄の評価対象領域」とは、トレーニングデータ以外の全ての個体を意味する。

外的基準の欄を見ると、トレーニングデータに対して負の値、評価対象データには正の値が付与されており、数量化Ⅱ類ではこの符号の違いから外的基準と各カテゴリとの関連性を分析できる。

表-3と表-4から次の2つの点を読みとれる。

①表-3において条件付き確率が高い値を示すカテゴリは、表-4のカテゴリ数量を見ると小さい値を示す傾向にあり、条件付き確率とカテゴリ数量の値の相関が認められる。このことから、ACOSモデルとQUTモデルの崩壊危険箇所評価図上に現れる違いは(後述)、画素単位に評価値を計算する際のモデル構成の違いに起因することになる。

②表-4において、偏相関係数の高い順に素因を列挙すると「傾斜区分、標高、現存植生、植生指標、斜面方位、土地被覆、谷密度」となる。傾斜区分や標高区分がトレーニングデータの土地の性状と関係があるものと考えられる。

以上のカテゴリ分析結果のもとに、さらに次章においてACOSモデルに基づく分析へと検討を進める。

## 5. 共分散構造分析法導入の考え方

### (1) パス図の構成

ACOSモデルでは、従属変量(目的変量)を既崩壊値(トレーニングデータ)とし、独立変量(説明変量)を「素因」と「誘因」とする。さらに、素因は観測できる変数として「観測変数」とし、誘因は直接的には観測できない変数、いわゆる「潜在変数」と呼ぶ。潜在変数を扱う代表的な分析には因子分析があるが、この分析では潜在変数と観測変数の間の関係を明らかにするもので、これらの因果関係は扱わない。また、変数間の因果関係を扱う分析には回帰分析やパス解析があるが、いずれも観測変数間の因果関係を扱うだけで、潜在変数は扱わない。これに対して、共分散構造分析法では、観測変数と潜在変数を扱うとともに、これらの因果関係を明らかにする。つまり、因子分析と回帰分析を一体とした分析手法と行うことができる。この点が共分散構造分析法の特徴と言える。

本研究では、従属変量を既崩壊値(トレーニングデータ)とし、独立変量を素因と誘因としてパス図を考える。図-3にACOSモデルのベースとなるパス図を示す。このパス図は以下の考えに基づいて構

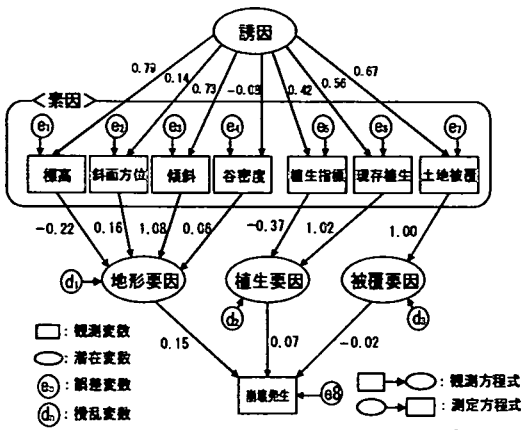


図-3 誘因を考慮したパスモデル

成した。

- ①誘因（潜在変数）がすべての素因（観測変数）に何らかの影響を及ぼす。
- ②誘因に影響を受けた素因は、「地形要因、植生要因、被覆要因」といった3つの要因に集約できるものとする。こうすることによってパス図上のパスウェイトに基づく分析結果が明確となる。
- ③集約された3つの要因が崩壊発生（従属変量）の独立変数としてモデルを構成する。

以上のパス図を構成する際の考え方は、図-1の概念をそのままパス図として表現したものであり、極めて自然な考え方に基づいている。このほかにも種々のパス図（パスモデル）が想定されるが、以降に述べるモデル識別性の向上の問題として本研究の範囲には含めず今後の課題とする。

## (2) 共分散構造分析法適用上の留意点

図-3のパス図は、因果がすべて一方向に向かい、それがもとに戻るような関係は存在しない。これは逐次モデルとも呼ばれている。このパス図の構造を様々に替えて（パスモデルとも呼ばれる）分析できる点が共分散構造分析法の特徴となっている。

その一方で、共分散構造分析モデルを適用する場合には、「モデルの識別性」や「同値パスモデル」の問題が存在する<sup>12)</sup>。本研究では、この問題について以下のように対応する。

### a) モデルの識別性の確保

潜在変数の有無の違いに伴うモデルの識別性が問題となる。本研究では、図-3に示したパス図において「誘因」を加味した場合とそうでない場合の2種類のパス図について、モデルの識別性を検証する。検証結果は後述するが、誘因を考慮した場合のモデルが優位であるか否かを検証するという分析手順

とする。

こうすることによって、潜在変数としての誘因の導入意義が明確となる（次項5（4）で記述）。

### b) 同値パスモデルの問題

「同値パスモデルの問題」とは、潜在変数の有無に関わらず、観測変数から従属変数を計算すると解が同一となるといった問題である。つまり、パス図が異なっても解が同じであれば、パス係数のウェイト分析にとどまるものとなる。

このウェイト分析に加えて、本研究では図-2に示したように、素因のみを用いた従来までの数量化理論の解と、誘因を加味した共分散構造分析モデルの解との違いを活用した分析アルゴリズムを提示する。この点が、共分散構造分析モデルの活用方法として、後述する最終評価図としての差画像の提案に至った経緯である（6章において記述）。

## (3) パラメータ推定

観測データの分散共分散行列は計算できることから、問題は図-2に示したパスモデルから再現される分散共分散行列ができるだけ一致するようにパス係数や分散を求めることに帰着される。

具体的には、観測される分散共分散行列とモデルから再現される分散共分散行列の差の2乗を考える。単なる差ではなく2乗することにより、おのずと基準関数値の最小値が0に定まる。データとモデルが完全に一致すれば基準関数値は0になる。つまり、最小2乗基準関数値の値をできるかぎり小さくするようにパス係数を決定する。最小化する基準関数  $f$  は以下のように記述される。

$$f = (S - C)^2 \rightarrow \min \quad (3)$$

ここに、

$S$  : 観測された分散共分散行列

$C$  : モデルから再現される分散共分散行列

この基準最小2乗基準関数として、本研究では、もっとも一般に使用されている最尤法に基づく以下の対数尤度関数  $F$  を用いる。

$$F = \log_e |C| - \log_e |S| + \text{trace}(S C^{-1}) - P [+M] \quad (4)$$

$$M = (X - \mu)' C^{-1} (X - \mu) \quad (5)$$

ここに、

$X$  : 観測データから得られる平均値ベクトル

$\mu$  : モデルから得られる平均値ベクトル

最尤法では、得られた標本データを固定した上で、そのデータが得られる確率が最も高い母集団を求め、

パラメータを決定する。すなわち、式(4)で示した対数尤度関数  $F$  の最大化に帰着する。

表-5 適合度指標

モデル名	カイ2乗検定			GFI	AGFI	AIC	RMSEA
	カイ2乗値	自由度	確率				
モデルA	15.765	14	0.398	0.975	0.940	65.765	0.018
モデルB	217.043	22	0.000	0.687	0.488	251.043	0.236

注) モデルA: 素因(観測変数) + 誘因(潜在変数)

モデルB: 素因(観測変数)のみ

#### (4) 適合度検定

図-3で示したパスモデルは潜在変数として誘因を考慮したモデルであるが、ここで注意すべき点は、潜在変数を考慮する場合とそうでない場合のパスモデルの適合度を検証した上で、潜在変数導入の意義を明らかにしておくことが不可欠となることである。

そこで、本研究では図-3のパスモデルを「モデルA」とし、さらにこのモデルから誘因を除外して考えたモデルを「モデルB」とする。つまり、

モデルA: 素因(観測変数) + 誘因(潜在変数)

モデルB: 素因(観測変数)のみ

となる。

それぞれのモデルにおいて、式(2)の最小化基準を満たすか否かについて適合度検定を行う。本研究では、共分散構造分析法で一般に利用されている「カイ2乗値、GFI、AGFI、AIC、RMSEA」といった5つの評価指標を用いる。表-5にモデル別の計算結果を示す。なお、これらの指標の説明については、本文末尾に付記する<sup>(付録1)・(付録4)</sup>。表-5から以下の点が読みとれる。

##### a) カイ2乗値について

カイ2乗値は、モデルBに比べてモデルAの方が小さい。また、有意水準の確率は0.05以上である。このことは5%水準の有意差でモデルと観測データが等しいという仮説が棄却できないことを意味する。つまり、モデルAは受容できると見なされる。一方、モデルBの有意水準の確率はほとんど0に近いことから、モデルと観測データとの適合性がないものと見なされ、モデルBは棄却される。

##### b) GFIとAGFIについて

GFIとAGFIは、その値が0.9以上であれば、適合度があるものと見なされている。本研究の場合、モデルAのGFIとAGFIはいずれも0.9以上であるが、モデルBがかなり小さい値を示す。このことから、モデルBは棄却され、モデルAが受容できる。

##### c) AICについて

AICを見ると、モデルAの方がモデルBよりもかなり小さいことが判る。AICは相対的なモデルの良さを表す指標であり、モデル間の比較に適している。一般にはAICの値が低い方が優れているモデルとして採択される。このことからモデルBは棄却され、モデルAが受容できる。

##### d) RMSEAについて

RMSEAは、モデルの複雑さに伴う見かけ上の適合度の上昇を調整するための適合度指標の1つであり、

0.08以下であれば適合度が高く、0.10以上であれば、そのモデルを採択すべきではないと判断される。モデルケース数が多いときにカイ2乗検定の代わりに利用されることが多い。表-5を見るとモデルAのRMSEAは0.08以下、モデルBは0.10以上である。これより、モデルBは棄却され、モデルAが受容される。

以上の適合度検定結果から、潜在変数を導入したモデルA(図-3)の方が素因のみを用いたモデルBより優位であるであると言える。したがって、以降の検討では、ACOSモデルとして誘因を考慮したモデルAを用いる。

なお、本研究における適合度検定では、「モデルが正しい」という仮説を設定している。つまり「モデルが棄却されない」ことによって、当該モデルを受容する(正しいであろうと判断する)ことを期待して検定が行われる。

このことから「モデルが正しい」という仮説が棄却されない場合でも「正しいモデルである」とは断定できない。仮説が棄却されないことはモデルを採択する上での「必要条件」であり、「十分条件」ではないことに注意を要する。

#### (5) パス係数について

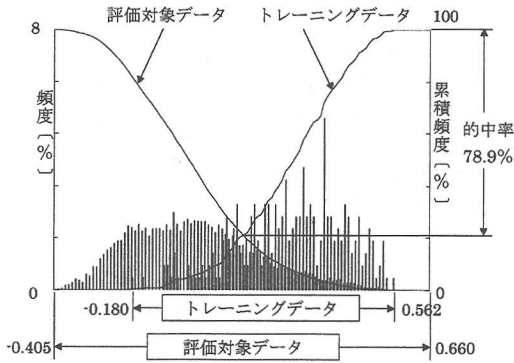
式(3)の最小化基準にしたがって、パラメータを推定した結果は図-3の各パス上に記載してある。この結果から以下のことが読みとれる。

① 誘因から標高、傾斜、土地被覆へのパス係数のウェイトが大きく、これらの素因と誘因との因果関係が認められる。

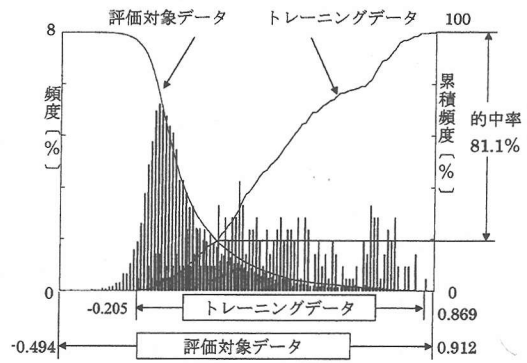
② 潜在変数から崩壊発生へのパス係数では、「地形要因、植生要因、被覆要因」の順にウェイトが大きい。崩壊現象と地形要因の因果関係が強いことを裏付けており、妥当性ある結果と言える。

パス係数によるウェイトは、前述した数量化理論に基づく素因の寄与順位とは異なっていることが判る。これは、潜在変数を導入したことによるパラメータ推定結果の違いである。

これらの結果から、ACOSモデルとQUTモデルに



(a) ACOSモデル (共分散構造分析)



(b) QUTモデル (数量化理論)

図-4 個体の分布状態とミニマックス2群判別結果

よる崩壊危険箇所評価図に違いが現れることが推察される。次章において、この違いについてさらに検討を進める。

## 6. 斜面崩壊危険箇所評価図の作成

### (1) ミニマックス2群判別

ACOSモデル、QUTモデルともに評価値が付与された画素に対して、トレーニングデータを基準としたミニマックス2群判別手法を通して崩壊危険箇所評価図を作成する。判別結果を図-4に示す。

この図に示されるように負極側と正極側からそれぞれトレーニングデータと評価対象データの累積頻度曲線を描く。つまり、トレーニングデータをAグループ、評価対象データをBグループとすると、それぞれの累積頻度分布は次式で表される。

$$F_A(X) = 1 - \int_{-\infty}^X f_A(x) dx \quad (6)$$

$$F_B(X) = \int_{-\infty}^X f_B(x) dx \quad (7)$$

$$\left( \int_{-\infty}^{+\infty} f_A(x) dx = 1, \int_{-\infty}^{+\infty} f_B(x) dx = 1 \right)$$

ここに、

$f_i(x)$  :  $i=A, B$ グループのスコア値  $X$ の度数

これら2つの累積頻度分布  $F_A(X)$ 、 $F_B(X)$ の交点が求める判別区分点  $\alpha$ となる。すなわち、

Aグループとして判定される領域 :  $X \geq \alpha$

Bグループとして判定される領域 :  $X < \alpha$

である。このときの判別の精度を表す的中率  $P$ は、

表-6 ミニマックス2群判別結果

評価モデル		ACOS	QUT	
判別前	トレーニングデータ	265	265	
	評価対象データ	15,809	15,809	
判別後	トレーニングデータ	危険性有	209	215
		危険性無	56	50
	評価対象データ	危険性有	3,341	3,004
		危険性無	12,468	12,805
	合計	危険性有	3,550	3,219
		危険性無	12,524	12,855
的中率		78.9%	81.1%	

$$P = 1 - Fi(\alpha) \quad (i=A, B) \quad (8)$$

として求められる。なお、ミニマックス2群判別に関わるその他の詳細は、参考文献3)に詳述してあるので割愛する。

以上のミニマックス2群判別結果の画素数を表-6に示す。なお、表中の評価対象データとは対象領域内にあるトレーニングデータ以外の全ての画素である。図-4と表-6から次のことが読みとれる。

① ACOSモデルとQUTモデルの的中率は、それぞれ78.9%、81.1%である。トレーニングデータそのものに対する判別精度はいずれのケースも高く、後述する斜面崩壊危険箇所評価図の信頼性を裏付けることができる。

② 図-4から、潜在変数としての誘因の有無に伴う個体の分布状態の違いが認められる。ACOSモデルでは、QUTモデルに比べて、評価対象データの分布がフラットになっている。このような分布状態の違いが斜面崩壊危険箇所評価図の結果に反映されると考えられる。



表-7 崩壊危険箇所評価図の凡例

(写真-1と写真-2参照)

トレーニングデータ (現状型：既崩壊地)	赤色	トレーニングデータのうち 「危険性：有」と判定されたもの。
	青色	トレーニングデータのうち 「危険性：無」と判定されたもの。
評価対象データ	緑色	評価対象データのうち 「危険性：有」と判定されたもの。
	白色	評価対象データのうち 「危険性：無」と判定されたもの。

③ 表-6の合計欄を見ると崩壊の危険性・有として判別された画素は、ACOSモデルでは3,550画素、QUTモデルでは3,219画素である。その差は331画素に及ぶ。つまり、誘因を考慮した場合には、崩壊の危険性有と判定される画素が全体として増加し、評価者の立場から見ると、「危険箇所の見落としが減る」と言える。

以上の定量的な違いが斜面崩壊危険箇所評価図上どのような違いとなって現れるのかについてさらに検討する。

## (2) 斜面崩壊危険箇所評価図の作成

ACOSモデルとQUTモデルによって作成される斜面崩壊危険箇所評価図をそれぞれ写真-1および写真-2に示した。評価図上の色の意味は表-7に掲載した。両ケースとも等高線が密になっている急崖地が一様に危険箇所として判定されている。さらに細部を見るとそれぞれの評価図上では危険箇所に違いが見られる。この違いがまさに潜在変数としての誘因導入の有無に伴って現れたものである。

次章において、この違いを抽出した「差画像」を通して、様々な解釈ができることを示す。

## 7. 潜在変数としての誘因の活用

### (1) 差画像の作成

写真-1の崩壊危険箇所評価図は、ミニマックス2群判別を通して表-7に示した4つの情報に区分されている。したがって、ACOSモデル(写真-1)とQUTモデル(写真-2)による評価図の違いを抽出する場合、表-8のような組み合わせ事象となる。この組み合わせに基づいて作成した差画像を写真-3に示す。

### (2) 差画像の解釈

表-8のケース名に従って差画像の解釈とその

表-8 差画像の一般解釈

	画素の組合せ (危険性の有無)		差画像の一般解釈	ケース名	差画像上での色づけ
	ACOSモデル	QUTモデル			
トレーニングデータ	有	有	崩壊「再発生」の可能性の高い領域。	ケースa	赤
		無	誘因を加味したことにより崩壊危険性・有と判定された領域。評価者にとって「安全側評価領域」。	ケースb	茶
	無	有	誘因を加味したことにより崩壊危険性・無と判定された領域。評価者にとって「危険側評価領域」。	ケースc	薄青
		無	崩壊「再発生」の可能性の低い領域。	ケースd	青
評価対象データ	有	有	崩壊危険性の高い領域。	ケースe	緑
		無	誘因を加味したことにより崩壊危険性・有と判定された領域。評価者にとって「安全側評価領域」。	ケースf	橙
	無	有	誘因を加味したことにより崩壊危険性・無と判定された領域。評価者にとって「危険側評価領域」。	ケースg	ピンク
		無	崩壊危険性の低い領域。	ケースh	白

有用性について考察する。

### a) トレーニングデータに対する解釈

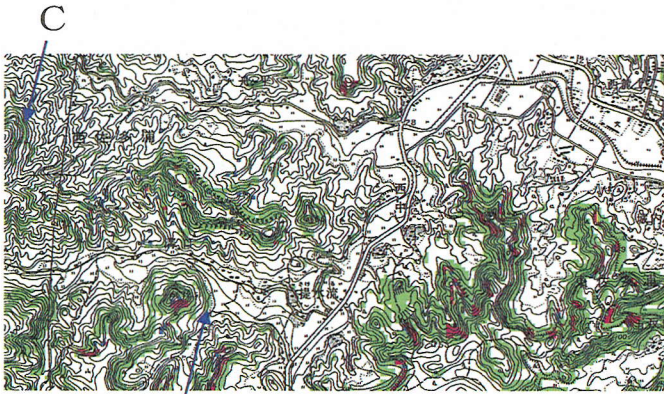
ケースa~ケースdまではトレーニングデータに対する解釈となる。

①ケースa(赤色：201画素)：誘因を考慮するとしなにかかわらず崩壊危険性・有と判定された画素である。この画素は既崩壊地であり、トレーニングデータとして設定したものである。シラス斜面の既崩壊箇所は、「崩壊再発生」の可能性のある領域として指摘されている<sup>14)</sup>。したがって、このケースに該当する画素は、特にシラス侵食崩壊の周期性を念頭におき、継続的に注意していく上での優先領域となる。

②ケースb(茶色：8画素)：誘因を考慮したことによって崩壊危険性・有と判定された画素である。トレーニングデータとして設定した箇所であり、誘因を考慮したACOSモデルによって、本来の危険性の有る画素として正しく判別されたことになる。評価者にとっては、危険箇所の見落としがなくなることから、「安全側の評価領域」として解釈できる。

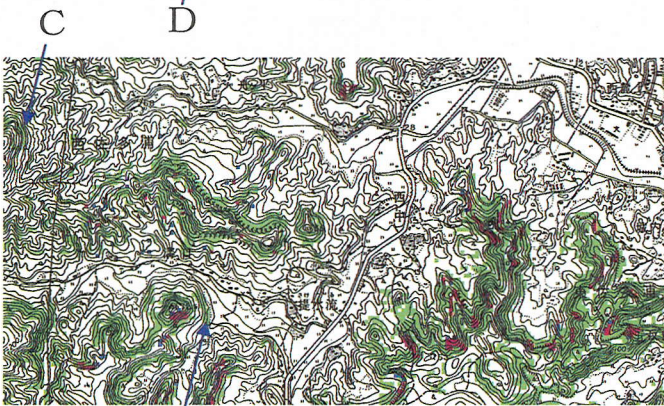
③ケースc(薄青色：14画素)：トレーニング領域でありながら、誘因を考慮したことによって、危険性の無い箇所として誤って判別された画素である。評価者にとっては、危険箇所を見落とす可能性があることから「危険側の評価領域」と見なされる。

④ケースd(青色：42画素)：誘因を考慮するとしなにかかわらず、崩壊危険性・無と判定された画素である。「崩壊再発生」の可能性の低い箇所として評価できるが、トレーニング領域でもあることから、現地調査を通して入念な検証が必要となる。



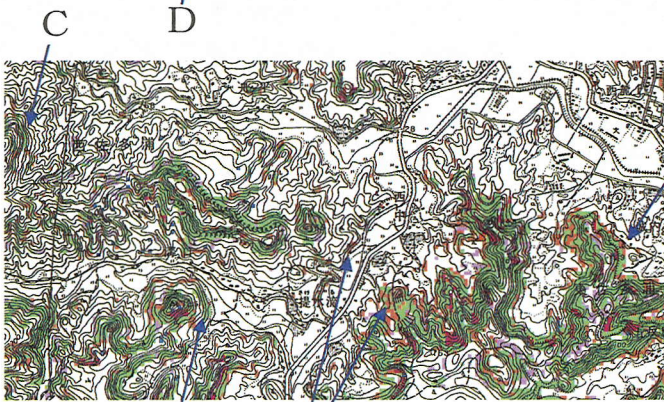
注) 凡例については表-7 参照

写真-1 斜面崩壊危険箇所評価図  
ACOSモデル：共分散構造分析  
(提案モデル)



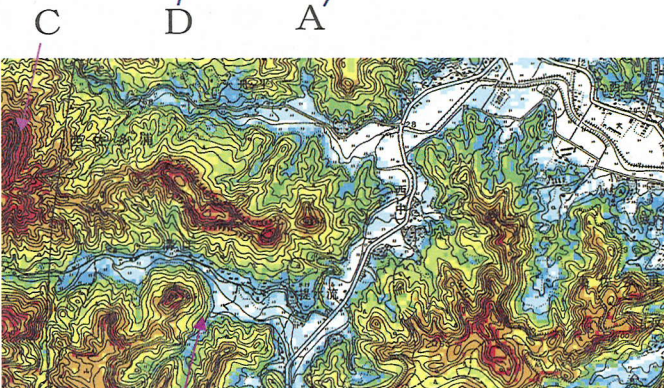
注) 凡例については表-7 参照

写真-2 斜面崩壊危険箇所評価図  
QUTモデル：数量化理論  
(従来モデル)



注) 凡例については表-8 参照

写真-3 写真-1 と写真-2 の差画像  
(ACOSモデル vs. QUTモデル)



< 凡例 >

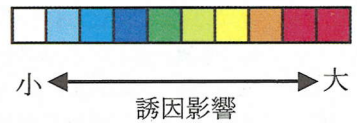


写真-4 誘因影響図

## b) 評価対象データに対する解釈

以上までは、トレーニングデータに対する解釈である。さらに、評価対象データに対するケース e ~ ケース h について考察を進める。

⑤ケース e (緑色：2,556画素)：誘因の使用の有無にかかわらず崩壊危険性・有と判定された画素である。トレーニングデータに極めて類似する土地の性状であり、崩壊の危険性が最も高い箇所として評価できる。

⑥ケース f (橙色：785画素)：誘因を考慮したことによって崩壊危険性・有として新たに判定された画素である。まさに潜在変数としての誘因導入の効果が反映された箇所である。評価者にとっては危険箇所の見落としがなくなり「安全側の評価領域」となる。

⑦ケース g (ピンク色：448画素)：誘因を考慮することによって判定結果が変わり、崩壊危険性・無と判定された領域である。評価者にとっては危険箇所を見落とす可能性があり「危険側の評価領域」となる。

⑧ケース h (白色：12,020画素)：誘因の使用の有無にかかわらず、崩壊危険性・無と判定された画素である。崩壊発生の可能性の低い箇所として評価できる。

### (3) 差画像の適用意義

以上の差画像に基づく評価は、ACOSモデルとQUTモデルから得られる評価図を組み合わせることによってはじめて可能となることは言うまでもない。潜在変数としての「誘因」を加味して崩壊「危険側・安全側」といった2つの視点から多角的に評価を展開できる点は、今までにない研究の特色である。しかし、ここで注意すべき点は、表-8で示したケースに該当する差画像上の画素について、崩壊の「危険度」そのものを評価することはできないことである。

差画像から得られる情報は、あくまでも誘因を考慮した提案モデルと、そうでない従来モデルから得られる解の違いを抽出・解釈したものであり、誘因影響の違いを明確にし、それをもとに技術者への支援情報を提供するという適用範囲に限られる。

本研究の対象領域は前述したとおり、継続研究の対象領域でもあることから<sup>6)-8)</sup>、シラス地帯の斜面崩壊問題に携わっている専門家とともに、現地調査を通して既崩壊地をはじめ崩壊危険性のある箇所の調査データを収集している。これらの情報は、ステレオ航空写真の精細な判読結果とともに、参考文献6)に提示しているので、詳細等はそちらを参照

されたい。誘因影響が強くていているケース f に対応する箇所は、起伏の大きい急傾斜面や斜面冠頂部等に相当しており、崩壊発生の引き金となる箇所として留意すべきであることが確認されている。現地調査を通して、モデル解の違い(誘因影響の違い)を表示した差画像は、現地調査ルートの選定や調査時の誘導資料として役立ち、現地調査作業の効率化にも寄与することが判明している。

以上の差画像に加えて、本研究では、誘因の影響についてさらに検討を進め、共分散構造分析法で定義される測定方程式から潜在変数としての誘因を逆推定する。

## 8. 誘因影響図の作成

### (1) 潜在変数としての誘因の影響推定

共分散構造分析法では、観測変数から潜在変数を説明する関係式を「観測方程式」と呼び、潜在変数から観測変数を説明する関係式を「測定方程式」と呼んでいる<sup>12),15)</sup>。

図-3に示したパスモデルでは、潜在変数である誘因と観測変数である素因の間で、以下のような測定方程式が成り立っている。

$$z_{ji} = a_j f_i + e_{ji} \quad (9)$$

ここに、

$z_{ji}$ : i番目の画素に対応する素因jのデータ

$a_j$ : 素因jに対するパス係数

$f_i$ : i番目の画素に対応する誘因情報(潜在変数)

$e_{ji}$ : i番目の画素の素因jに対する誤差

これをもとに、 $z_{ji}$ の線形式に基づいて誘因 $\hat{f}_i$ を逆推定する。線形逆推定式は次式で表される。

$$\hat{f}_i = \sum_{j=1}^p b_j z_{ji} \quad (10)$$

問題は、この推定値 $\hat{f}_i$ が真値 $f_i$ にできるだけ近くなるように係数 $\{b_j\}$ を求めることに帰着される。つまり、次式を最小にする $\{b_j\}$ を求めればよい。

$$Q = \sum_{i=1}^n (f_i - \hat{f}_i)^2 = \sum_{i=1}^n (f_i - \sum_{j=1}^p b_j z_{ji})^2 \rightarrow \min \quad (11)$$

$Q$ を $b_j$ で偏微分して0とおき、

$$\frac{\partial Q}{\partial b_j} = -2 \sum_{i=1}^n z_{ji} (f_i - \sum_{j=1}^p b_j z_{ji}) = 0 \quad (12)$$

これを展開して整理する。

なお、 $z_{ji}$  と  $f_i$  はそれぞれ平均 0、分散 1 に標準化されていることから、誤差項は無視される。最終的に求める  $\{b_j\}$  は次式となる。

$$b_j = \sum_{j'=1}^p a_{jj'} r^{jj'} \quad (13)$$

ここに、

$r^{jj'}$  : 相関行列 R の逆行列  $R^{-1}$  の  $(j, j')$  要素

$\{b_j\}$  を式 (9) に代入して、誘因  $\hat{f}_i$  を画素単位で計算し、これを画像化したものが本研究で新たに提示する「誘因影響図」となる。写真-4 にこの誘因影響図を示す。

地形と誘因影響の関係が一目で把握でき、傾斜がゆるくなるにつれて誘因影響が弱くなるのが判る。一方、等高線が密であって起伏量が大きい箇所を見ると、誘因影響が強い箇所もあればそうでない箇所もある点は興味深い。次項において、このような違いを利用した「差画像と誘因影響図の活用方法」を提示する。

## (2) 差画像と誘因影響図の活用

以上までに提案した差画像と誘因影響図は、評価者の立場から見て、次のような場面に活用できる。

### a) 潜在危険斜面および崩壊斜面の図化・更新

図-1 にも示したようにシラス自然崩壊誘因には、様々なものが想定されるが、本研究では、降雨に伴って発生した崩壊地をトレーニングデータとしていることから、主たる誘因は降雨と見なされる。

したがって、差画像上で ACOS モデルと QUT モデルの解が異なる箇所は、降雨の影響を直接的に受ける危険斜面として、まず第 1 に調査すべき候補地点となる。崩壊防止計画等を策定する際には、潜在危険斜面がプロットされた図面が役立つことは言うまでもない。このような場面において、本研究で提示した差画像上の情報は、誘因の影響を受ける潜在危険斜面を絞り込んでいく上で有用となる。

### b) 現地調査支援 (各種現地計測計画支援)

本研究で対象とした自然シラス斜面は、風化層と地山との間で崩壊が発生している場合が多く見られるが、両者の間は物理的にも化学的にも不連続である。いわば物性的に異質な層が斜面を覆っており、

このことが風化層の厚さを知ることの重要性が指摘されている理由でもある。硬度計による指標硬度の測定や室内力学試験、あるいは鉱物化学的な研究は、災害後はじめて実施できるものであって、事前予知問題には適用できない。つまり、非崩壊斜面で実施できる試験方法が必要となり、そのための対策として簡易貫入試験等があげられる。これは大がかりな設備を必要とせず携帯型であり、広域におよぶ現地調査時の多点計測に適している。

特に、誘因を加味したことによって崩壊の危険性・有と判定された画素 (表-5 のケース b、ケース f) は、崩壊の危険性が高い箇所として、前述した簡易計測等を実施する上での候補地点となる。現地調査時には、専門家の知見を加えつつ、現地計測のための優先地点の選定を含めた計測計画の立案支援、計測作業の効率化を図っていくことが重要な要素となる。本研究で提示した差画像を活用すれば、広域にわたる現地計測計画支援にも役立つものと考えている。

### c) 差画像と誘因影響図の併用効果

差画像と誘因影響図を並べて見ると、崩壊危険性のある箇所と誘因影響の関係について有用な情報を得ることができる。本研究では、前述したとおり降雨が誘因となって崩壊が発生した箇所をトレーニングデータとしていることから、誘因影響図上の情報は、降雨に伴う誘因影響を反映していることになる。

例えば、写真-3 の差画像上に記載した記号 A と記号 B で示した箇所は、誘因を加味したことによって崩壊危険性・有と判定された箇所であり、誘因影響図上でも影響度が強いことが判る。

前述した差画像の解釈時と同様、現地調査結果から、この箇所は未崩壊地であることが判っているが、ふもとの土地利用は畑や民家等もあることから、集中豪雨時等に崩壊発生を引き金となる地点 (Trigger points) として注意すべき箇所となる。また、差画像上の記号 C と記号 D で示した箇所は、ACOS モデルと QUT モデルともに、崩壊危険性・有と判定された箇所である。いずれの箇所も等高線が密で起伏量もあり、危険性が高いことは言うまでもないが、誘因影響図を見ると、記号 C で示した箇所の誘因影響度は強く、記号 D の箇所ではそれほど強くはない。つまり、差画像上の解が同じ箇所について、誘因影響図上の情報を比較することによって、より詳細に潜在危険斜面の推定分析へと展開できることが判る。

以上の分析は、本研究で提示した一連の分析アルゴリズム (図-2) を通してはじめて可能となり、潜在変数として誘因を加味して作成される差画像と誘因影響図を併用する意義はこの点にある。

なお、斜面の崩壊危険箇所の推定に際しては、常に主観評価と客観評価のあり方が問題となる。現地へ赴けば判ることであるが、実際に「崩壊するか、しないか」といった評価を客観的に下すことは困難であると言える。

本研究で提示した差画像と誘因影響図は、あくまでもモデルから得られる支援情報であり、これに対する上記のような解釈の内容が客観的評価に位置付けられる。これをもとに、さらに専門家の知見を加味した主観評価に展開することが不可欠となることは言うまでもなく、この分析過程において差画像と誘因影響図は役立つものと考えている。

## 9. まとめ

### (1) 研究の成果

本研究の内容は、以下の3点にまとめられる。

① 斜面崩壊危険箇所評価における「素因と誘因の取り扱い上の問題」を整理するとともに、共分散構造分析法を導入した新たな崩壊危険箇所評価アルゴリズムを構築した。

② 衛星データと各種地理情報等（素因）を「観測変数」とし、誘因情報（降雨、地震等）を画素単位では観測困難な「潜在変数」とした。既崩壊地（教師データ）を従属変数とし、測定方程式から誘因の影響を逆推定するとともに、「誘因影響図」を新たに提示した。

③ さらに、素因のみ使用した場合の数量化理論モデル（従来手法）と共分散構造分析モデル（提案手法）から得られる崩壊危険箇所評価図との違いを抽出した「差画像」を最終成果図として提示した。この差画像と誘因影響図を併用することによって、潜在変数としての誘因の影響を加味して、今までにない視点から崩壊危険箇所評価が展開できることを示した。

### (2) 今後の展望

#### a) 分析アルゴリズムの拡張

筆者らは、すでに、確率理論をベースとしたいくつかのモデルを構築して信頼性評価を実施した。2章において述べたように、本研究では、誘因を加味した分析アルゴリズムの構築を第1の目的としたことから、信頼性の高い結果が得られている数量化理論に基づく QUT モデルを採用した。今後は、QUT モデル以外の評価モデルを採用し、ACOS モデルとの解を比較することも興味深い課題となる。

また、本研究では、降雨に伴って発生した既崩壊

地を判別基準（トレーニングデータ）として分析を進めた。これを「現状型トレーニングデータ」と呼ぶ。この他にもトレーニングデータとして、未崩壊地も設定することができる。これを「規範型トレーニングデータ」と呼んでいる<sup>6)</sup>。筆者らは、崩壊タイプの違いや侵食性崩壊の周期性を考慮して斜面の「冠頂部、中腹部、舌端部」等といった種々の規範型トレーニング領域の設定方法についても検討している<sup>6),16)</sup>。

トレーニングデータの情報が誘因影響図に反映されることから、規範型トレーニングデータを用いて作成される誘因影響図は、まさに誘因影響を規範的に逆推定したものと言える。また、地震や降雨によって発生する崩壊の形態は異なることから、誘因の違いに伴う崩壊地をトレーニングデータとして設定することも想定できる。推定される誘因影響図の違いを分析することによって新たな知見が得られる可能性がある。

以上の検討においても図-2に示した一連の分析アルゴリズムが役立つことは言うまでもなく、さらなる研究の発展が期待できる。

#### b) 斜面崩壊危険箇所評価支援システムの構築

差画像上の情報を活用して、現地計測機器を設置する場合の位置選定支援（サクション、土壌水分計、温度計等）に関する検討を進めるとともに、これらの情報をトレーニングデータに反映させ、「点」から「面」への崩壊危険箇所評価を実施できるトータルシステムの構築へと展開することを考えている。

本研究で提示した分析アルゴリズムを簡便な操作で実行できるように操作性に優れたユーザーインターフェイス（GUI: Graphical User Interface）の設計等が主要課題となる。

## 10. むすび

特定の斜面を対象として、誘因を直接観測し、「点」としての崩壊予知を行おうとする研究と、本研究のように広域にわたる「面」としての崩壊危険箇所評価に関わる研究は、意識するとなしにかかわらず、それぞれの立場を分けて議論されてきたと言える。

第2章でも述べたように、筆者らの従来までの研究を含めた既往の研究では、素因と誘因の間に相関性があることを前提として、素因データのみから崩壊危険箇所を評価しようとする点が、評価モデルを構築する上での基本的な考え方であった。

また、特定の斜面を対象として、誘因情報を観測収集・分析するといった古くからある研究実績には

到底及ばないことは言うまでもないが、誘因情報を画素単位で観測することは極めて難しいといった点を認識した上で、これに対応するべくモデルを構築するといった本研究のアプローチが、今後の崩壊予知研究に何らかの形で寄与できれば幸いである。

**謝辞:** 本研究を進めるにあたって、Chang-Jo F. Chung 博士 (カナダ天然資源省カナダ地質調査所・地球科学研究部門・空間情報分析研究室室長) には、崩壊危険箇所評価における Favorability 関数の導入等において<sup>8)</sup>、貴重な意見を賜りました。ここに記して感謝の意を表します。

### 付録：用語解説

共分散構造分析法では数多くのモデルの適合度指標が提示されている。本論では、一般に使用されているものとして以下の5つの指標を採用した。

- 1) カイ2乗値：最小化関数が簡単な変形で漸近的にカイ2乗分布に従うように作られている。つまり、観測された分散共分散行列とモデルから再現される分散共分散行列が乖離していれば、カイ2乗値は大きな値をとり、モデルが観測データに適合していないと判断する。
- 2) GFI (Goodness of Fit Index)：豊田 (1992) により簡単かつ確実なモデル選択の指標として提示された指標<sup>15)</sup>。後述する AIC と併用してモデルを採択する。GFI は「0~1」の値をとる。GFI が 0.9 以下のモデルは棄却し、残ったモデルについて比較し、AIC の値が最小のものを最終モデルとして採択する。
- 3) AGFI (Adjusted Goodness of Fit Index)：パラメータに対する拘束の数に影響を受ける GFI の欠点を修正した基準パラメータが多く、複雑なモデルに対してペナルティを加える。GFI と同様に「0~1」の値をとり、1 の場合にはモデルが完全に適合していることを意味する。回帰分析の用語で表現すれば、GFI は重相関係数に、AGFI は自由度調整済の重相関係数に相当する。AGFI ≤ GFI の関係が成り立つ。
- 4) AIC (赤池の情報量基準：Akaike information criterion)：複数のモデルから優位なモデルを選択する際に用いる指標の1つ。Kullback-Leibler 情報量の考えをもとにして提案されたもの。真のモデルは不明であることから、AIC の値に絶対的な意味は無い。AIC の値が小さいモデルほど優れていると判断される。
- 5) RMSEA (Root Mean Square Error of Approximation)：真の母集団とモデルの間の最小化基準値を  $f$  とすると、パラメータの対する拘束の数に影響を受ける。この欠点を

修正した基準を RMSEA と呼び、以下の式で表される。

$$RMSEA = \sqrt{\frac{f}{\text{モデルの自由度}}}$$

RMSEA の値が小さいほど、優位なモデルと判断され、採択候補モデルとなる。

### 参考文献

- 1) Chung, C.F., Fabbri, A.G. and van Westen, C.J.: Multivariate regression analysis for landslide hazard zonation. In Carrara, A. and Guzzetti, F., eds., *Geographical Information Systems in Assessing Natural Hazards*. Kluwer Academic Publishers, Dordrecht, The Netherlands, pp. 107-133, 1995.
- 2) 山田剛二, 渡正亮, 小橋澄治: 地すべり・斜面崩壊の実態と対策, 山海堂, 1971年10月。
- 3) 大林成行, 小島尚人, 笠博義: 斜面崩壊予測を対象とした衛星マルチスペクトルデータの実用化について, 土木学会論文集, No.415/VI-12, pp.71~80, 1990年3月。
- 4) 笠博義, 小島尚人, 大林成行, 黒台昌弘: 異なった斜面崩壊のタイプに対する斜面崩壊予測システムの適用性の研究, 土木学会論文集, No.444/VI-16, pp.11~20, 1992年3月。
- 5) 大林成行, 小島尚人, 藤井克史: 衛星マルチスペクトルデータを適用した地すべり危険箇所の評価精度の向上, 土木学会論文集, No.534/VI-30, pp.173~184, 1996年3月。
- 6) 大林成行, 小島尚人, 村上達也: 侵食崩壊を伴う急傾斜地を対象とした場合の危険箇所評価方法の一提案, 土木学会論文集, No.567/VI-35, pp.225~236, 1997年6月。
- 7) 大林成行, 小島尚人: 自然シラス斜面の地盤特性を考慮した崩壊危険箇所評価方法の一提案, 土木学会論文集, No.609/VI-41, pp.123~136, 1998年12月。
- 8) 大林成行, 小島尚人, Chang Jo-F. Chung: 斜面安定性評価モデルの精度比較とその実用化への提案, 土木学会論文集, No.630/VI-44, pp.77~89, 1999年9月。
- 9) 沖大幹, 虫明功臣, 小池俊雄: 地形と風向とによる豪雨時の降水分布の推定, 土木学会論文集, No.630/VI-44, pp.77~89, 1999年9月。
- 10) 持永龍一郎, 福山俊郎: シラスのり面崩壊に関する要因分析, 土木学会論文集, 第197号, pp.101-110, 1972年1月。
- 11) Chung, C.F. and Fabbri, A.G.: Probabilistic prediction models for landslide hazard mapping, *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, Vol.65, No.12, pp.1389-1399, 1999.
- 12) Joreskog, K.G.: A general method for analysis of covariance structures, *Biometrika*, 57, pp.239-251, 1970.
- 13) 鹿児島大学: 1993年鹿児島豪雨災害の総合的調査研究報告書, 全229頁, 1994年3月。
- 14) 下川悦郎, 地頭菌隆, 高野茂: しらす台地周辺斜面における崩壊の周期性と発生場の予測, 地形, Vol.10, No.4, pp.267-284, 1989年。
- 15) 豊田秀樹, 竹内啓 監修: SASによる共分散構造分析, 東京大学出版会, 1992年。
- 16) Hirohito Kojima, Chang jo-F. Chung and Cees J. van Westin: Strategy on the landslide type analysis based on the expert knowledge and the quantitative prediction model, *International Archives of the International Society for Photogrammetry & Remote Sensing*, Vol.33, Part-B7, pp.701-708, 2000.7.

(2001.9.5 受付)

# DEVELOPMENT OF THE SLOPE STABILITY EVALUATION ALGORITHMS BASED ON THE ANALYSIS OF COVARIANCE STRUCTURES

Hirohito KOJIMA, Shigeyuki OBAYASHI and Futoshi AOKI

This paper proposes the slope-stability evaluation model (termed the ACOS model) based on the Analysis of COvariance Structures. In the model, the causal factors, such as the geographical information and the satellite data, are used as “observed variables,” while the trigger factors caused the slope failures are regarded as “latent variables.” Through the inverse-estimation of the latent variables based on the measurement equation, the “Trigger-Factor Influence map (TFI map)” is newly produced. The differences of the evaluated results between the ACOS model and the former model based on the quantification theory are also delineated on the “difference map (DIF map).” By using the DIF map jointly with the TFI map, we can evolve the “risky- and safe-side” assessment for the slope-failure prevention plans.