

降雨因子に応じた林道災害発生頻度モデルのベイズ推定 —空間的・時間的解像度が低い林道台帳等のデータからの推定手法—

宗岡寛子^{*1}・白澤紘明¹・岡子光太郎²・鈴木秀典¹

気候変動下の将来的林道災害発生件数を定量的に予測するためには、降雨因子に応じた林道災害発生頻度モデルが必要であり、その推定には長期かつ広域的林道災害データが必要となる。全国的林道で整備されている林道台帳は有効なデータソースとなり得るが、林道台帳からは個々の災害発生時の降雨因子の水準は特定できない。本研究では、路線・年ごとの合計被災箇所数のみが把握可能な林道台帳等の「解像度の低い」データから、降雨因子を説明変数とした林道災害発生頻度モデルを推定する手法を提示した。災害発生時の降雨因子が特定可能な富山県の過去 21 年間の林道災害データを用いて推定したモデルと、同じデータを林道台帳等と同等の路線・年単位の解像度に落としたデータを用いて提案手法で推定したモデルを比較したところ、最大 24 時間雨量 100~400 mm の降雨イベントの下での災害発生頻度 (箇所/km・回) の期待値は両モデルでオーダーが一致していた。対象とする地域の豪雨頻度や長大な路線の多さにも依存するが、それらが富山県と同等以下の対象地であれば、林道台帳等の低解像度な被災箇所数データを用いたモデル推定が可能であると考えられる。

キーワード：林道災害、林道台帳、解析雨量、ベイズ推定

Hiroko Muneoka,^{*1} Hiroaki Shirasawa,¹ Kotaro Zushi,² Hidenori Suzuki¹ (2023) Bayesian Inference of Forest Road Collapse Frequency at Various Rainfall Intensities Using Low-Resolution Forest Road Register Data. J Jpn For Soc 105: 298-305 To predict future forest road collapses with the increasing influence of climate change, the relationship between the frequency of forest road collapse and rainfall intensity should be determined. Due to the long recurrence period between intense rainfalls, a long-term, broad-based record of forest road collapses is required. The Forest Road Register, which contains the records of the annual number of collapses on forest roads across Japan, is a good data source but does not identify the rainfall intensity that caused each collapse. Thus, we proposed an estimation method using Bayesian inference based on a general regression model to determine rainfall intensity and forest road collapse frequency using Forest Road Register data. To check the feasibility of the proposed method, we evaluated the model using either high- or low-resolution data for forest road collapse in Toyama Prefecture from 1998 to 2018. High resolution data included the date each collapse occurred; thus, the rainfall event that caused each collapse can be identified. Low resolution data included only the annual number of collapses of each road, just like the Forest Road Register does. The expected collapse frequencies were of the same order of magnitude in both models for rainfall events between 100 mm and 400 mm per 24 h. The proposed estimation method using low-resolution data sources is applicable to areas that have a similar or lower frequency of intense rainfall events than Toyama Prefecture. The applicability is also affected by road length registered as one road in the Forest Road Register.

Key words: forest road collapse, Forest Road Register, analyzed precipitation data, Bayesian inference

I. はじめに

近年多発する豪雨は、林道に多大な被害をもたらしている (林野庁 2021a)。我が国における日降水量 100 mm 以上の大雨の日数は増加傾向にあり、RCP8.5 シナリオを用いた予測によれば、今世紀末における短時間強雨の発生回数は全国的に有意に増加する (環境省ら 2018)。森林施業・管理の基盤である林道を将来も維持していくためには、そのような気候変動の影響下での林道災害の発生件数及びその復旧に要する費用を定量的に予測し、財政負担の増加や復旧事業に係る人材の不足 (林野庁 2020) といった課題への対応を検討していく必要がある。また、我が国の林道等の現況延長約 19 万 km に対し、効率的な森林施業実施の観点から望ましい林道延長は 25 万 km とされているが (林野庁 2021b)、維持管理の負担の観点からこの目標延長を検証する必要もあろう。将来の豪雨の増加を踏まえた林

道災害発生件数及び復旧費用の定量的予測は、その基礎情報としても重要である。

林道災害やその復旧費用に関する既往研究を見ると、林道維持管理コストの定量化を目的として、過去の記録から災害復旧単価 (単位延長当たりの年間災害復旧費用) を求めたものと、危険地を避けた林道計画への活用を目的として、林道災害の発生と関係が深い地形条件等の素因を検討したものに大別される。前者としては、酒井 (1987) や澤口 (1996) が、国有林林道の年間災害復旧費を当該年の林道現況延長で除すことで災害復旧単価 (円/m・年) を求め、同年の平均開設単価 (円/m・年) に対する割合として表現している。また、近年では渡部ら (2019, 2022) が、林道台帳の災害記録から災害復旧単価 (円/m・年) を求めている。一方、後者としては、近藤 (1994)、近藤・神谷 (1995)、吉村・神崎 (1995)、吉村ら (1995) が、地形条件等の素因を説明変数として林道災害の発生/非発生を分ける判別

*連絡先著者 (Corresponding author) E-mail: hirokomuneoka@ffpri.affrc.go.jp  <https://orcid.org/0000-0003-0066-1979>

¹ 国立研究開発法人森林研究・整備機構森林総合研究所 〒305-8687 茨城県つくば市松の里 1 (Forestry and Forest Products Research Institute, Forest Research and Management Organization, 1 Matsunosato, Tsukuba, Ibaraki 305-8687, Japan)

² 富山県農林水産総合技術センター森林研究所 〒930-1362 富山県中新川郡立山町吉峰 3 (Toyama Prefectural Agricultural, Forestry and Fisheries Research Center, 3 Yoshimine, Tateyama, Nakaniikawa, Toyama 930-1362, Japan)

(2023 年 2 月 23 日受付; 2023 年 7 月 27 日受理; 2023 年 9 月 1 日発行)

©2023 一般社団法人日本森林学会: この著作はクリエイティブ・コモンズのライセンス CC BY-NC-ND (引用を表示し、改変せず、非営利目的に限定) の条件の元で再配布・二次利用が可能なオープンアクセスです。 <https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/deed.ja>

モデルを構築するなどして、林道災害と関係の深い素因について検討している。井内ら (2016) は、被災箇所との斜面傾斜等の諸因子と崩壊土量との関係を分析している。また、山地斜面災害のリスクが高い場所は林道災害のリスクも高いと考えられることから、吉村・神崎 (1995)、Eker and Aydin (2014, 2016)、白澤ら (2018) は、危険地を避けた林道計画への活用を想定し、山地斜面の崩壊危険度を各種地形量から推定した。

しかし、これらの既往研究では、林道災害の誘因となる降雨条件の影響が明らかにされていない。山地斜面災害や公道・鉄道の災害に関しては、警報発令や通行・運行規制発出の基準の必要性から、各種の雨量指標（時間雨量、連続雨量や土壌雨量指数等）と災害発生リスクとの関係について多数の分析が行われているが（例えば鈴木ら 1979；岡田ら 1992；高橋ら 2003；布川ら 2010；櫻谷ら 2019）、林道災害に関しては降雨条件に着目した研究はほとんど行われていない。酒井 (1987) も指摘するように、災害復旧費用の実績値はその年の降雨条件に強く依存し、ばらつきが極めて大きい。従って気候変動により降雨条件が変化していく中で、過去のある期間の平均災害復旧単価がそのまま将来予測にも適用できるとは考え難い。また、災害復旧費用のばらつきには、被災箇所数のばらつきと1箇所ごとの復旧事業費のばらつきが含まれるため、両者を分離して予測モデルを構築することが有効と考えられる。このうち後者は貨幣価値の変動や林道復旧事業で選択される工法の変化等、時代によって変化する社会的要因の影響を強く受けるため、過去の資料からのモデル化や将来予測には社会経済学的な動向を踏まえた分析も必要になる。一方で前者は、社会的要因の影響を全く受けないわけではないが、1箇所ごとの復旧事業費に比べれば時勢の影響を受けにくく、降雨条件が主要な説明変数の一つになると考えられる。将来の降雨については、気候変動シナリオに応じた将来気候の予測データ（例えば Murata *et al.* 2017）が示されており、降雨因子を説明変数として災害発生頻度（単位被雨延長当たりの災害発生数）予測モデルを構築できれば、そのモデルに将来気候の予測データや今後の整備予定を踏まえた将来の林道密度を入力値として与えることで、林道災害発生箇所数の期待値を得ることができる。

そこで著者らは前者の予測モデル構築に取り組んでおり、既報において、富山県の民有林林道の過去 21 年間の災害記録から降雨強度に応じた災害発生頻度の期待値を推定した（宗岡ら 2021）。この既報では、国庫補助対象の災害復旧事業実施に際して作成される災害査定資料をもとにした災害データを用いたが、災害査定資料の保存期間は地方公共団体によって異なり、長期間の資料が保存されているとは限らない。高強度の降雨は再現期間が長く発生するエリアも限られるため、十分なデータを得るには長期的かつ広域的な災害データが必要となる。その意味で、林道規程に基づき全国の林道について整備され（日本林道協会 2021）、各路線について開設時から現在までの林道施設災害復旧事業の履歴が記録されている林道台帳は、有効なデータソースとなり得る。従来紙媒体で保管されてきた林

道台帳だが、これを電子データ化する林道管理者も増えており、林道台帳をビッグデータとして活用するための環境は整いつつある。しかし、災害査定資料と林道台帳の災害記録とはデータの解像度が異なる。災害査定資料では災害発生日が少なくとも数日の範囲に特定され、発生位置については絶対座標の記載は無いものの、「起点からの距離」という形で記載されている。これに対し、林道台帳から把握できるのは各路線の年間合計被災箇所数である（注1）。林道管理者によっては多少付加的な情報を記載している場合もあるが、基本的には、林道台帳の災害データの解像度は空間的には路線単位、時間的には年単位である。一つの路線は1年の間にも様々な強度の降雨イベントを受けるし、延長の長い路線であれば区間によって強度の異なる降雨イベントを受ける場合もあるが、林道台帳等の災害記録ではそのうちのどの降雨イベントの下で災害が発生したのか特定できない。一方で近年は、解析雨量等の格子状の雨量データが日本全国について整備され、また都道府県によっては絶対座標をもつ林道線形データの整備も進められている。両者を重ね合わせれば、路線・年ごとに降雨因子の水準別被雨延長（どのような強度の降雨イベントを、年間延べ何 km の区間が受けたか）を把握することは可能である。この情報と、林道台帳等に記載された被災箇所数のデータをもとに、降雨因子と災害頻度との関係モデルを構築する手法があれば、全国の林道で整備されている林道台帳等の災害記録を活用し、気候変動下での災害発生箇所数予測モデル構築が可能となる。

そこで本研究では、空間的・時間的解像度が低く災害発生時の降雨イベントが特定できない被災箇所数データと、林道線形 GIS データ、解析雨量データから、降雨因子に応じた災害発生頻度予測モデルを構築する手法を提案した。具体的には、被災箇所数データの空間的・時間的解像度に合わせた尤度関数を定式化することで、降雨強度に応じた災害発生頻度の期待値をベイズ推定するという手法である。II. 1.~4. でその手法を述べた後、III. では災害発生時の降雨イベントを特定可能なデータから推定したモデルと、同じデータを林道台帳等と同等の解像度（路線・年単位）に落としたデータから提案手法により推定したモデルを比較し、提案手法の有効性を検討した。

II. 降雨イベントが特定できない 災害データからのモデル推定手法

1. 災害発生頻度の統計モデル

本研究では、「単位被雨延長における災害発生箇所数 y_{unit} 」を確率変数ととらえ、その期待値 λ を統計的に推定する。単位被雨延長における災害発生箇所数とは、単位延長 (1 km) の林道がある強度（降雨因子の水準）の降雨イベントを 1 回受けた時の災害発生箇所数を意味し、単位は箇所/(km・回)となる。この単位被雨延長における災害発生箇所数 y_{unit} の確率分布モデルとして、ポアソン分布を仮定する。ポアソン分布は、ある範囲（期間、空間的長さ、面積等）において平均 λ 回起こる事象が、その範囲内で y_{unit} 回起こる確率を表現する離散確率分布である。この λ

が降雨因子 x に依存するものとして、次式のモデルを仮定する。

$$\lambda(x) = e^{a_0 + a_1 x} \quad (1)$$

ここで、 a_0 、 a_1 は係数である。すなわち、本研究では災害頻度について、対数リンク関数を用いたポアソン回帰の一般化線形モデルを仮定することになる。このモデルの係数 a_0 、 a_1 を林道台帳等の災害データ等から推定する。対数リンク関数としたのは、ポアソン回帰の一般化線形モデルの正準リンク関数である（久保 2012）とともに、既報において、 λ の推定値が降雨因子（降雨イベント中の最大 24 時間雨量）に応じて指数的に増加することが示唆されたことによる（宗岡ら 2021）。誤差分布として仮定しているポアソン分布は、ある範囲内でのカウントデータの誤差分布のモデルとして自然に想起される分布である（Gelman *et al.* 2017）。林道災害の発生確率は同一降雨因子水準下でも局所的な地形条件等の素因によって異なるため、単位区間内被災箇所数は厳密にポアソン分布に従うわけではないが、既報に示したように一般化線形回帰を行う上での誤差分布としてポアソン分布を仮定することが不合理と思われるほどの顕著な乖離は見られなかった（宗岡ら 2021）。本論文は林道台帳等の低解像度な被災箇所数データから林道災害頻度を推定する新たな手法の提示に主眼を置き、まずは降雨因子のみを説明変数とする最も単純なモデルを仮定し、素因によるばらつきはポアソン分布で近似することとした。

2. 降雨因子

降雨因子 x としては、短時間の降雨強度の指標である 1 時間雨量、降雨イベントの規模の指標となる 24 時間雨量や累積雨量のほか、土壌中の水分量の指標であり土砂災害の警報発令や道路通行止めの基準として検討されてきた、実効雨量（矢野 1990）やタンクモデル（Ishihara and Kobatake 1979；菅原 1985）の貯留量の和である土壌雨量指数（岡田ら 2001）、短期・長期の実効雨量の組み合わせによる雨量指標（中井ら 2007）等、様々な物が考えられるが、本研究では、既報（宗岡ら 2021）と同じく降雨イベント中の最大 24 時間雨量を用いることとした。これは、林道台帳はもとより災害査定資料でも各災害の発生時刻までは特定できず、時間的解像度は降雨イベント単位に留まることから、時々刻々と変化する雨量指標よりも降雨イベント全体の規模を表す指標が適当であると考えたこと、また国庫補助による林道施設災害復旧事業の対象となる災害は、最大 24 時間雨量 80 mm 以上の豪雨の下で発生した災害と規定される（日本林道協会 2019）ことを考慮したものである。なお、後述するベイズ推定のためのマルコフ連鎖モンテカルロ法によるサンプリングの効率化のため、最大 24 時間雨量 x'

$$P(Y) = \sum_{i=1}^{I_Y} \sum_{j=1}^{J_i} \sum_{k=1}^{K_{ij}} \prod_{m=1}^{M_i} \frac{\text{Po}(y_{i,j,m} | \theta_{x(k,m)} \lambda(x_{\text{med}(k,m)}, a_0, a_1))}{\text{Po}(0 | \theta_{x(k,m)} \lambda(x_{\text{med}(k,m)}, a_0, a_1))} \cdot \prod_{b=1}^B \text{Po}(0 | \theta_{x_b} \lambda(x_b, a_0, a_1)) \quad (5)$$

ここで、 I_Y は Y の分割数、 J_i は Y の i 番目の分割パターン成分の並べ替えの数、 M_i は i 番目の分割パターン成分の数、 K_M は B 個の水準から M_i 個を取り出す組み合わせ

を次式のように変換した x を降雨因子とした。

$$x = \frac{(x' - x'_{\text{mean}})}{x'_{\text{std}}} \quad (2)$$

ここで、 x'_{mean} は x' の標本平均、 x'_{std} は標準偏差であり、今回使用したデータではそれぞれ 114、37 mm であった。本研究では解析雨量データを用いて降雨因子を求めた。解析雨量データの時間的解像度は 1 時間、空間解像度は全国標準地域メッシュ 3 次メッシュ（約 1 km 四方メッシュ）単位である。この 3 次メッシュと林道線形とを重ね合わせ、あるメッシュ内に存在する林道区間が受けた降雨の履歴はそのメッシュの雨量データを参照して求めることとした。

3. 尤度関数

林道線形データと解析雨量データを重ね合わせることで、各路線・年の降雨因子の水準別被雨延長 $\theta = (\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_B)$ を把握することができる。例として、ある路線・年について θ を示せば図-1 中のヒストグラムようになる。前節で仮定した一般化線形モデルの下で、水準 x の降雨イベントを受けた θ_x km・回の被雨区間において y 箇所の災害が発生する確率は次式で表せる。

$$P(y) = \text{Po}(y | \theta_x \lambda(x_{\text{med}}, a_0, a_1)) \quad (3)$$

ここで、 $\text{Po}(y | \lambda)$ は平均 λ のポアソン分布に従う事象で y が得られる確率である。ただし、同一水準内の λ は各水準の中央値 x_{med} を (1) 式の x に代入した値で一定とみなせるものとする。

林道台帳等の災害記録からは、各水準の降雨イベントの下で発生した災害箇所数は把握できず、得られるのは路線・年単位の合計被災箇所数 Y である（図-1）。そこで、データの解像度に合わせ、この路線でこの年に合計 Y 箇所の災害が発生する確率を定式化し、尤度関数とすることを考える。まず $Y=0$ となる確率は、 $\theta_x > 0$ である B 個の水準すべてで災害発生箇所数が 0 となる確率なので、次式で表される。

$$P(0) = \prod_{b=1}^B \text{Po}(0 | \theta_{x_b} \lambda(x_{b\text{med}}, a_0, a_1)) \quad (4)$$

次に $Y > 0$ の場合を考える。例として $Y=3$ となる確率を考えると、「一つの水準で 3 箇所とも発生しそれ以外では災害が発生しない確率」、「二つの水準でそれぞれ 1 箇所、2 箇所発生しそれ以外では災害が発生しない確率」、「三つの水準で 1 箇所ずつ発生しそれ以外では災害が発生しない確率」というように、3 を分割した数を $\theta_x > 0$ である B 個の水準に割り当てるすべてのパターンの確率の総和をとれば良い。一般的には次式で表すことができる。

の数、 $y_{i,j,m}$ は Y の i 番目の分割パターン成分の並べ替えの m 番目の成分、 $\theta_{x(k,m)}$ は B 個の水準から M_i 個を取り出す k 番目の組み合わせにおいて取り出された m 番目の

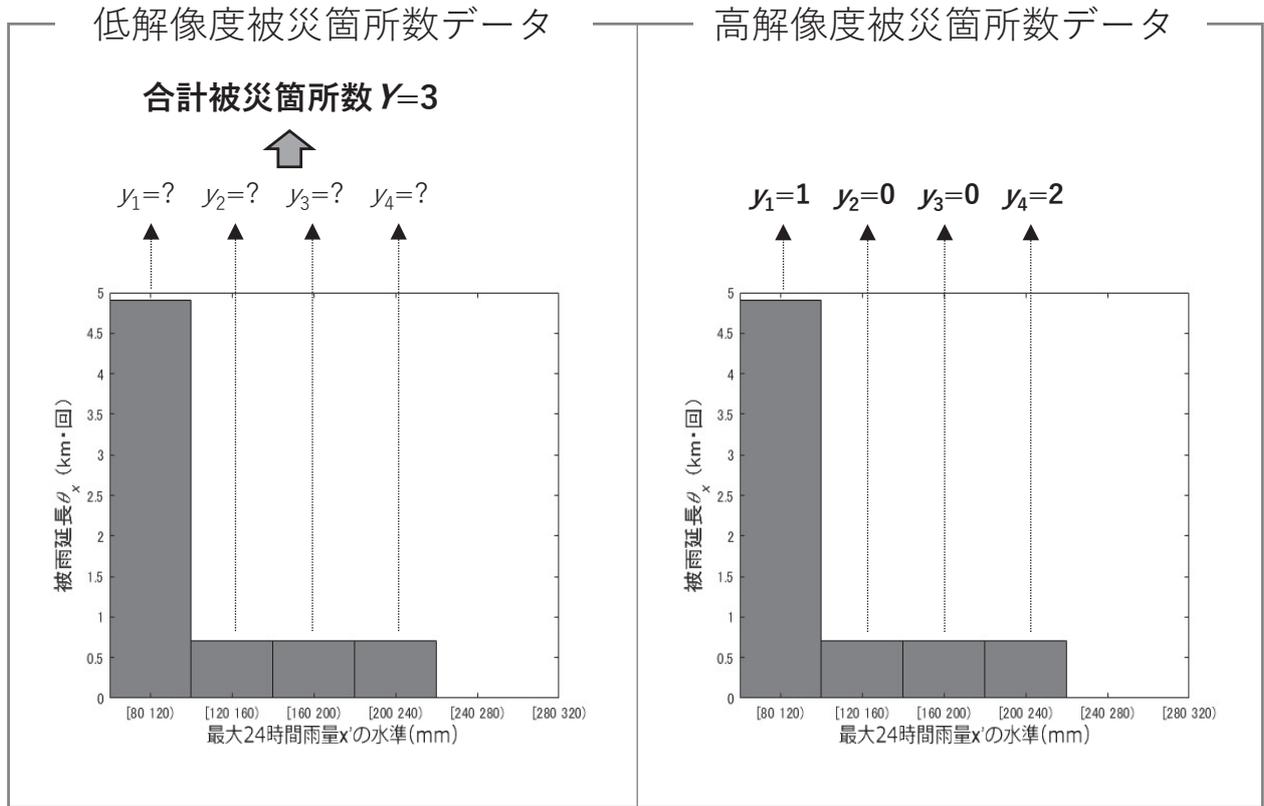


図-1. 低解像度被災箇所数データ，高解像度被災箇所数データの概念図

図中のヒストグラムはこの路線・年の降雨因子の水準別被雨延長を示す。この路線は二つのメッシュ1, 2にまたがり、0.44 kmがメッシュ1内に、0.26 kmがメッシュ2内に位置している。この年にメッシュ1, 2では最大24時間雨量80 mm以上120 mm未満の降雨イベントがそれぞれ7回ずつ、120~160 mmが1回ずつ、160~200 mmが1回ずつ、200~240 mmが1回ずつ発生したため、路線全体では図のような降雨因子の水準別被雨延長の分布となっている。低解像度被災箇所数データでは、各水準で発生した被災箇所数 y_b はわからず、路線・年単位の合計被災箇所数 Y が与えられる。高解像度被災箇所数データでは、各水準で発生した被災箇所数 y_b が与えられる。

水準の被雨延長である。分割数とは、ある整数を正の整数の和で表すすべての場合の数である。ただし、順序の違いは考慮しない。例えば、3を整数の和で表す方法は、[3], [1+2], [1+1+1]の3通りなので、3の分割数は3である。各分割パターンを構成する整数 [3], [1, 2], [1, 1, 1]

をその分割パターンの「成分」と称した。

これを a_0, a_1 の関数とみて、得られている N 路線・年分のデータ ($\Theta = (\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_N)$, $Y = (Y_1, Y_2, \dots, Y_N)$) について積をとった次式が尤度関数となる。

$$L(a_0, a_1 | \Theta, Y) = \prod_{n=1}^N L_n(a_0, a_1 | \theta_n, Y_n)$$

$$L_n(a_0, a_1 | \theta_n, Y_n) = \begin{cases} \prod_{b=1}^{B_n} \text{Po}(0 | \theta_{x(n,b)} \lambda(x_{\text{med}(n,b)}, a_0, a_1)), & Y_n = 0 \\ \left(\sum_{i=1}^{I_{y_n}} \sum_{j=1}^{J_i} \sum_{k=1}^{K_j} \prod_{m=1}^{M_k} \frac{\text{Po}(y_{i,j,m} | \theta_{x(n,k,m)} \lambda(x_{\text{med}(k,m)}, a_0, a_1))}{\text{Po}(0 | \theta_{x(n,k,m)} \lambda(x_{\text{med}(k,m)}, a_0, a_1))} \right) \cdot \prod_{b=1}^{B_n} \text{Po}(0 | \theta_{x(n,b)} \lambda(x_{\text{med}(n,b)}, a_0, a_1)), & Y_n > 0 \end{cases} \quad (6)$$

4. 係数のベイズ推定

本研究では、係数 a_0, a_1 をベイズ推定する。係数の事前分布としては無情報事前分布（一様分布 $U(-10^9, 10^9)$ ）を設定した。尤度関数は (6) 式に観測データ Θ, Y を代入したものとなる。係数の事後分布はそれらの積に比例するが、それを解析的に求めることは困難であるため、マルコフ連鎖モンテカルロ法の一つであるメトロポリス・ヘイスティング法により事後分布からのサンプル（乱数）を発生させ、そのヒストグラムを正規分布に近似することで事後分布を推定した。初めの100サンプルを棄却し、そ

の後の10,000サンプルから事後分布を推定した。

5. 高解像度被災箇所数データからのモデル推定

一方、災害発生時の降雨イベントが特定可能な高解像度被災箇所数データであれば、路線・年内の各水準の下での災害発生数の観測データ $y_{n,b}$ が得られるため (図-1)、それを (3) 式の y に代入し、全観測データ分の積をとったものを係数 a_0, a_1 の関数とみた次式が尤度関数となる。

$$L(a_0, a_1 | \Theta, \mathbf{y}) = \prod_{n=1}^N \prod_{b=1}^{B_n} \text{Po}(y_{n,b} | \theta_{x(n,b)} \lambda(x_{\text{med}(n,b)}, a_0, a_1)) \quad (7)$$

この尤度関数を最大化する a_0, a_1 は解析的に求まるが、提案手法によるモデルとの比較を容易にするため、こちらにもベイズ推定により係数を推定した。なお、低解像度被災箇所数データからの推定手法では降雨因子の水準をあまり細かく分割すると (5) 式中の K_M が極めて大きくなり、現実的に尤度関数の評価が困難になることから、尤度関数評価が可能な範囲でなるべく細かい水準として 40 mm ほどの水準を設定したが、高解像度被災箇所数データからの推定ではそのような懸念がないため 1 mm ほどの水準とした。

6. モデル推定に使用したデータ

本研究で用いたデータは、既報 (宗岡ら 2021) と同じく、解析雨量データ、富山県の民有林林道基本データ (林道路線・起終点住所・開設経過等の基礎的情報と林道線形 GIS データ)、富山県の 1998~2018 年の民有林林道災害データである。これらのデータ及びその整理方法は既報に詳しく述べているが、概略は以下の通りである。まず、解析雨量データの各メッシュにおいて、24 時間以上の無降雨時間を挟まない 1 連続降雨を一つの降雨イベントと定義し、各降雨イベントの最大 24 時間雨量を求め、それが国庫補助事業による災害復旧事業の要件である 80 mm 以上の降雨イベントを抽出した。次に、林道線形 GIS データと林道基本データから得られる開設経過から、各年・メッシュ内に存在した林道延長を求めた。これらを重ね合わせることで、路線・年単位の降雨因子の水準別被雨延長 Θ を求めた。一方、林道災害データとしては、国庫補助による林道施設災害復旧事業の査定に際して作成される災害査定資料をもとに、富山県農林水産総合技術センター森林研究所が取りまとめたデータを使用した。このデータには、国庫補助による林道施設災害復旧事業の対象となる、最大 24 時間雨量 80 mm 以上の降雨イベントの下で発生した復旧事業費 40 万円以上の災害の記録が収録されている。この林道災害データでは、災害発生日を 2~3 日の解像度で特定可能なので、解析雨量データ上の降雨イベントと突合し、各降雨イベント下で発生した被災箇所数を求め、路線・年・降雨因子の水準別に合計することで高解像度被災箇所数データ y とした。次に、本研究で提案する手法の入力データとするため、 y を路線・年単位で合計することで低解像度被災箇所数データ Y とした。データ数 N は 13,608 路線・年、データ全体の合計被雨延長は 94,337 km・回、 Y の合計は 584 箇所であった。

III. 結 果

1. データ全体の降雨因子の分布と B の分布

データ全体の降雨因子の水準別被雨延長は J-Stage 電子付録付図-1 に示す通りであった。前述の通り最大 24 時間雨量 80 mm 以上の降雨イベントを抽出しているため、降雨因子の最小値は 80 mm、最大値は 460 mm であった。最低の水準である最大 24 時間雨量 80~120 mm の降雨イベントを受けた延長が最も長く、高水準になるに従い被雨延長は急速に減少していく。本研究で提示するモデル推定手法では、降雨因子の水準別被雨延長の分布が左右対称に近いと、係数の正負を誤って推定する可能性があるが、実際の分布は左右対称からかけ離れていることが確認できる。

次に、各データの B ($\theta_x > 0$ である水準の数) のヒストグラムを図-2 に示す。 B の値は、最大 24 時間雨量 80 mm 以上の降雨イベントを受けた回数が多かった路線・年で大きくなるほか、延長が長く多数のメッシュにまたがる路線一では、同日の降雨イベントでもメッシュによって水準が異なる場合があるため大きくなる傾向がある。 $B=1$ であれば、被災箇所数 Y が発生した降雨イベントの水準が特定されていることになるが、 B が大きくなるほどデータの実質的な解像度は下がることになる。今回使用したデータについては、 $B=1$ のものが最も多く全体の 46%、 $B=2$ が 35%、 $B=3$ が 13% などとなった。データ全体の B の最大値は 9 であった。

2. モデル推定結果

表-1 に低解像度・高解像度被災箇所数データからの係

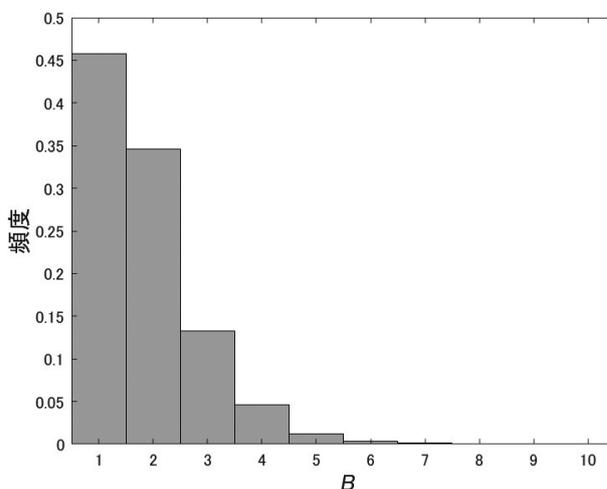


図-2. $\theta_x > 0$ である水準の数 B の頻度分布
各データについて被雨延長 θ_x が 0 より大きい水準の数 B を求めた。

表-1. 係数推定結果と各モデルの AIC

	a_0 推定値 (95%信用区間)	R_{hat}	a_1 推定値 (95%信用区間)	R_{hat}	AIC
低解像度データモデル	-5.46 (-5.57~-5.36)	1.001	0.617 (0.568~0.666)	1.000	6.15×10^3
高解像度データモデル	-5.53 (-5.63~-5.42)	1.004	0.692 (0.655~0.729)	1.003	6.14×10^3
平均値モデル	-5.08	-	-	-	7.64×10^3

a_0, a_1 の 95% 信用区間は、各係数の周辺事後分布を正規分布に近似し、0.025 分位点~0.975 分位点を求めたもの。AIC は各モデルの下で高解像度被災箇所数データが観測される尤度をもとに求めた。

数の推定結果（以後、「低解像度データモデル」、「高解像度データモデル」と称する）、両モデルと平均値モデル（災害発生頻度が降雨因子に依存せず一定とするモデル）のAIC（赤池情報量規準）を示す。また、各モデルの下での最大24時間雨量 x' と災害発生頻度 λ の関係を図-3に示す。J-Stage電子付録付図-2に、係数推定時のマルコフ連鎖モンテカルロ法によるサンプリング結果を示した。係数の推定にあたり、異なる初期値から各モデル3系列のサンプリングを行った。表-1に示すように、いずれのモデル、係数についても R_{hat} は1に近く、事後分布推定に適切なサンプルが得られているものと考えられる（Gelman et al. 2017）。

高解像度データモデルの係数 a_0 、 a_1 の事後期待値はそれぞれ-5.53、0.692であった。この期待値を a_0 、 a_1 の推定量とすれば、災害発生頻度の期待値 λ は最大24時間雨量 x' が100 mm 増えるごとに6.4倍となり、 $x'=100$ mm で 3.0×10^{-3} 箇所/km・回（95%信用区間： $2.7 \times 10^{-3} \sim 3.4 \times 10^{-3}$ 箇所/km・回）であるのに対し、 $x'=400$ mm では 8.0×10^{-1} 箇所/km・回（同： $5.9 \times 10^{-1} \sim 1.1$ 箇所/km・回）となる。一方、低解像度データモデルの係数 a_0 、 a_1 の事後期待値はそれぞれ-5.46、0.617であった。高解像度データモデルと比較して、切片 a_0 がやや大きく、降雨因子の係数 a_1 がやや小さくなった。また、J-Stage電子付録付図-2からわかるように、高解像度データモデルに比べ a_1 がやや幅の広い推定となった。この推定モデルによれば、最大24時間雨量が100 mm 増えるごとに λ は5.2倍となり、 $x'=100$ mm で 3.4×10^{-3} 箇所/km・回（同： $3.0 \times 10^{-3} \sim 3.7 \times 10^{-3}$ 箇所/km・回）、 $x'=400$ mm では 4.9×10^{-1} 箇所/km・回（同： $3.2 \times 10^{-1} \sim 7.0 \times 10^{-1}$ 箇所/km・回）となる。

AICについては、当然のことながら高解像度データモデルで最も小さく、次いで低解像度データモデル、平均値モデルの順となった。低解像度データモデルも、平均値モデルに比べると顕著な尤度の向上が見られた。

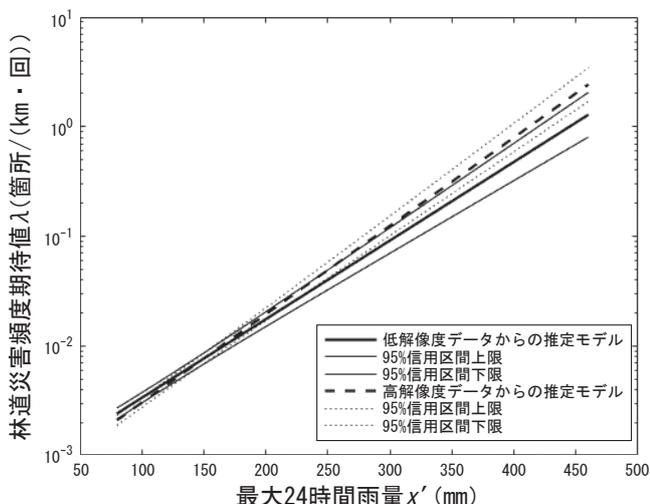


図-3. 低解像度被災箇所数データ、高解像度被災箇所数データから推定された林道災害発生頻度モデル

95%信用区間は、マルコフ連鎖モンテカルロ法によって発生させた全系列の a_0 、 a_1 のサンプルを(1)式に代入して λ のサンプルとし、その頻度分布を対数正規分布に近似して0.025分位点、0.975分位点を求めたものである。

低解像度データモデルに、過去21年間の富山県の降雨強度別被雨延長のデータ Θ を代入して得られる予測被災箇所数は555箇所（95%信用区間：476~642箇所）となり、実際の584箇所に対し期待値は5%の過小推定となった。高解像度データモデルによるそれは、579箇所（同：495~680箇所）であった。

IV. 考 察

まず、高解像度データモデルで降雨因子の係数 a_1 の95%信用区間に0は含まれず、最大24時間雨量が100 mm 増加するごとに災害発生頻度 λ は5.9~7.1倍になるという結果であったことから、降雨因子は災害発生頻度に大きな影響を与えることが示唆される。鉄道盛土の災害に関する研究で指摘されているように、災害発生に至る素因の水準は降雨強度に依存し、高強度の降雨イベント下ではより広範な条件で災害が発生すると考えられる（岡田ら 1992）。現状、林道災害に関する研究は地形等の素因に関するものが先行しているが、誘因である降雨因子を組み込んだモデル化が必要と考えられる。林道台帳の災害記録の分析で、地域・年ごとの災害発生頻度と降雨因子（タンクモデルの貯留量の確率年）との間に明確な関係が見られなかったとする報告もあるが（有賀・小林 2022）、この報告ではデータのばらつきに正規分布を仮定して線形回帰を行っているため、関係が見えにくかった可能性がある。本研究のほか、有賀・小林（2022）、渡部ら（2019、2022）などが路線・年単位の林道災害の発生箇所数や復旧費用のデータを林道台帳から収集しているが、いずれも0のデータの割合が多いことは共通しており、正規分布で近似することは難しい。

低解像度データモデルは、高解像度データモデルに比べ、降雨因子の係数 a_1 がやや小さくなった。この理由は以下のように考察できる。例えば、 n 番目のデータでは $B_n > 1$ 、 $Y_n > 0$ で、実際には $\theta_x > 0$ である水準のうち最高水準の降雨因子の下で Y_n のうちの多く、あるいはすべてが発生していたとする。しかし、(5)式の尤度関数ではより低い水準の降雨因子の下で災害が発生する確率も足し上げた形となっているため、この1データについて(5)式の尤度を最大化する a_1 を求めれば、高解像度被災箇所数データからの最尤推定値よりも小さくなる。逆もまた然りであり、最高水準以外の水準の下で災害が発生することもあるが、そのような1データについて(5)式の尤度を最大化する a_1 を求めれば高解像度被災箇所数データからの最尤推定値よりも大きくなる。しかし、 N 個のデータ全体の中で前者のケースが多かったため、データ全体の尤度関数(6)式を最大化する a_1 は、高解像度被災箇所数データからの推定値よりも小さくなったと考えられる。

このような若干の過小推定が見られたが、両モデルによる λ の推定値は、最大24時間雨量100 mm で 10^{-3} 箇所/km・回のオーダー、400 mm で 10^{-1} 箇所/km・回のオーダーなど、モデル推定に使用したデータに含まれる降雨因子の水準の範囲内ではオーダーが一致していた。提案手法による推定モデルは、高解像度データモデルの良い近似になっていると言える。さらに大きい降雨因子の水準ではズ

レが大きくなるが、データの範囲を超える水準にモデルを外挿することの妥当性については、高解像度データモデルを含め、別途検討を要する事項である。このように比較的良好な近似となった理由は、 $Y=0$ のデータの多さと、路線・年単位のデータの「実質的な解像度」にあると考えられる。まず、 $Y=0$ のデータに限れば、尤度関数は高解像度データモデルと同じである。今回のデータでは13608データ中97%にあたる13228データが $Y=0$ であった。また、図-2に示したように、今回のデータに関しては B が3以下のものが94%を占めていた。 $Y>0$ でも $B=1$ であれば尤度関数は高解像度データモデルと同じであるし、 $B>1$ でも B が小さい範囲では Y の「割り当て先」の選択肢がそれほど多くないため、尤度関数の形は高解像度データモデルの尤度関数に似たものとなる。このようなデータが多かったために、データ全体の尤度関数も、高解像度データモデルの尤度関数と類似したものになったと考えられる。つまり、本論文で対象とした富山県の林道災害の頻度と最大24時間雨量80 mm以上の降雨イベントの頻度から見て、路線・年単位のデータの実質的な解像度はそれほど低くないと言える。異なる地域で同様に林道台帳等のデータからのモデル推定を試みた場合、 B の分布はその地域内の1路線の延長の頻度分布（長大な路線の多さ）や最大24時間雨量80 mm以上の降雨イベントの発生頻度によって異なるが、これらが本研究で対象とした富山県と同等かそれ以下のエリアであれば、林道台帳等の路線・年単位の災害データから高解像度データモデルに近いモデルの推定が可能であると考えられる。なお、過去30年間の解析雨量データ（ただし、降雪のある12~3月のデータを除く）から、民有林に重なるメッシュにおける最大24時間雨量80 mm以上の降雨イベントの年間発生回数の平均値を都道府県別に求めると、最小値は0.8回/年、最大値は6.6回/年であった。富山県におけるそれは2.6回/年であり、47都道府県中28都道府県では3回/年以下であった。

前述の通り、林道災害発生頻度は地形条件等の素因の影響も受けるが、本論文では低解像度被災箇所数データを活用した新たなモデル推定手法の提示に主眼を置き、降雨因子のみを説明変数としたシンプルなモデルを仮定した。このモデルでは a_0 、 a_1 の値に対象エリア内の林道がもつ素因の分布が反映されることになる。現段階での将来の降雨予測データは、ある程度長期間・広域における強度別降雨イベント発生頻度の予測としては一定の信頼性をもつが、各降雨イベントがいつ、どこで発生するかをピンポイントで予測するものではない。従ってどのような素因をもつ林道がその降雨イベントに遭遇するかは、エリア内の素因分布からのランダムサンプリングとみなせ、長期間で見ればその標本分布は母集団の分布に類似したものになる。従って降雨因子のみを説明変数とするモデルも、データを取得したエリアと同一あるいは類似した素因分布をもつ対象エリアにおける、長期的な被災箇所数の予測を目的とするモデルとしては意義があると考えている。しかし、特定の素因、降雨因子の下での被災頻度をより小さい分散で予測しようとするならば、素因を含むモデルの推定が必要である。本

研究で提案した手法は、枠組みとしては、地形条件等の素因を因子に加えたモデルの推定にも適用可能である。例えば、素因ベクトル x_2 とその係数ベクトル a_2 を加えたモデル $\lambda(x) = e^{a_0 + a_1 x_1 + a_2 x_2^T}$ 、あるいは、本研究における係数 a_0 、 a_1 が素因ベクトル x_2 の関数であるとするモデル $\lambda(x) = e^{f(x_2) + g(x_2) x_1}$ を仮定し、林道線形GISデータと素因データ及び解析雨量データの重ね合わせにより各路線・年の素因・降雨因子の水準別被雨延長を求めて Θ とすればよい。しかし、降雨因子の水準別被雨延長の分布がJ-Stage電子付録付図-1に示すように左右非対称であり、その形状も路線・年ごとにかなり異なるのに対し、例えば斜面傾斜等の地形因子の水準別被雨延長の分布は歪度が小さく、路線・年ごとの違いも小さいと考えられる。また、林道台帳では被災の形態（切取法面崩壊、路肩決壊、盛土崩壊、路面洗堀、排水構造物の損壊等）が把握できないため、形態を区別せず林道災害全般の発生箇所数を目的変数とせざるを得ない。降雨因子は多くの形態の災害発生頻度と正の相関があると考えられるのに対し、素因と発生頻度との関係性は災害の形態によっても異なると考えられる。例えば、打萩（1971）は、連続雨量と単位面積当たり山地斜面崩壊発生数に正の相関を見出しており、これは林道の切取法面崩壊や盛土崩壊にも通ずると考えられる。路面洗堀については、その原因となる路面上の地表流の流量が降雨強度に応じて増大する（Muneoka *et al.* 2014）。溪流横断部に設けられる暗渠等の排水構造物の損壊は、土砂や流木、枝条等の閉塞による排水処理能力の低下と、溪流の流量増加が相まって発生するケースが多い（Minematsu and Akita 1987）。合理式に表されるように溪流の流出量は降雨因子と密接に係るし、流木の発生量も降雨強度に応じて増大する（矢野ら 2018）。これらのことから、降雨因子は多くの形態の災害発生頻度と正の相関があると推察される。一方、素因と被災頻度との関係はより複雑で、例えば斜面傾斜を取り上げると、急傾斜地は切取法面崩壊が多く発生することが報告されている（吉村ら 1995）、斜面安定解析でも傾斜の増加は安全率を下げる方向に働くが、緩傾斜の斜面下部は地下水位の上昇が卓越し、それに起因する災害が発生する可能性がある（執印ら 2009）。Watanabe *et al.* (2023)も沢沿いで多くの林道災害が発生していたと報告している。従って林道災害全般の発生頻度は、斜面傾斜に対して単調・顕著に増加傾向を示すとは限らない。これらのことから、林道台帳のように空間的解像度が路線単位でなくかつ被災形態が区別できないデータからの素因を含めたモデル推定は容易ではないと考えられる。生駒ら（2022）が集材路を対象にして行ったように、UAV空撮等で崩壊発生位置や被災の形態が把握できている一方、崩壊発生時期が低解像度でしか把握できないデータに対して本研究で提示した手法を用いれば、素因を含めたモデル推定が可能になるかもしれない。本研究で提示したモデル推定手法は、原理的には、林道台帳等の路線・年単位の解像度のデータに限らず様々な空間的・時間的解像度のデータに適用可能である。ただし、空間的・時間的解像度や因子の水準の離散化の程度、対象エリアの豪雨発生頻度に応じてデータの B の分布は変化するため、本

研究の結果と同様に高解像度データモデルに近いモデルが得られるとは限らず、改めて数値実験を行うなどして検証を行う必要がある。

本研究では降雨因子として最大 24 時間雨量を用いたが、斜面災害の警報発令基準や道路や鉄道の通行・運行規制の基準としては連続雨量と直近の時間雨量の組み合わせ（櫻谷ら 2019）、長期・短期の実効雨量の組み合わせによる雨量指標（中井ら 2007；小杉 2016）、土壌雨量指数（岡田ら 2001）等が用いられている。解析雨量データを用いれば、様々な雨量指標を因子とすることが可能である。林道災害との関連が深い降雨因子の検討は今後の課題としたい。

謝 辞

本研究の遂行にあたり、富山県より貴重なデータをご提供いただいた。厚く御礼申し上げます。

本研究は、(国研) 森林研究・整備機構森林総合研究所交付金プロジェクト（課題番号 202104）の研究成果である。

本論文に関して、開示すべき利益相反関連事項はない。

注 記

(注 1) 林道管理者によっては、路線・年単位の合計災害復旧事業費及び災害復旧事業の施工延長のみを林道台帳に記載しており、被災箇所数は把握できない場合もある。本研究で提示する手法は、年・路線単位での被災箇所数の把握が可能な資料の存在下で適用可能となる。

引用文献

- 有賀一広・小林 諒 (2022) 群馬県における過去 20 年間の林道災害分析. 日林大会学術講演集 133: P-362
- Eker R, Aydin A (2014) Assessment of forest road conditions in terms of landslide susceptibility: a case study in Yigilca Forest Directorate, Turkey. *Turk J Agric For* 38(2): 281-290
- Eker R, Aydin A (2016) Landslide susceptibility assesment of forest roads. *Eur J Forest Eng* 2(2): 54-60
- Gelman A, Carlin C, Stern S, Dunson B, Vehtari A, Rubin B (2017) *Bayesian Data Analysis Third Edition*. CRC Press
- 生駒 直・齋藤仁志・立川史郎 (2022) 車両系皆伐作業における集材路の実態把握. *森林誌* 37: 39-46
- 井内祥人・岡 勝・寺本行芳 (2016) 奄美大島における林道施設災害の現状と要因分析. *森林誌* 31: 45-54
- Ishihara Y, Kobatake S (1979) Runoff model for flood forecasting. *Bull Disaster Prevent Res Inst* 29(1): 27-43
- 環境省・文部科学省・農林水産省・国土交通省・気象庁 (2018) 気候変動の観測・予測及び影響評価統合レポート 2018—日本の気候変動とその影響—. <https://www.env.go.jp/content/900449806.pdf> (2022.10.28 参照)
- 近藤恵市 (1994) 溪流横断面における林道災害の研究. *静岡大演報* 18: 45-75
- 近藤恵市・神谷信宏 (1995) 赤石山地南部における林道災害危険箇所要因分析. *森林研誌* 10: 205-212
- 小杉賢一朗 (2016) 実効雨量を用いた斜面崩壊発生危険度評価. *防災科研究資料* 405: 75-82
- 久保拓弥 (2012) データ解析のための統計モデリング入門 一般化線形モデル・階層ベイズモデル・MCMC. 岩波書店
- Minematsu H, Akita O (1987) A new design criterion for a forest-road culvert. *J Jpn For Soc* 69: 489-491
- 宗岡寛子・白澤紘明・関子光太郎・鈴木秀典 (2021) 降雨強度に応じた単位延長あたり林道施設災害発生箇所数の期待値. *森林誌* 36: 43-50
- Muneoka H, Suzuki H, Yamaguchi S, Tanaka Y, Uemura T (2014) The relationship between the velocity of road-surface flow and coarse

- sediment discharge on forest roads. *J Jpn For Eng Soc* 29: 165-172
- Murata A, Sasaki H, Kawase H, Nosaka M, Aoyagi T, Oh'izumi M, Seino N, Shido F, Hibino K, Ishihara K, Murai H, Yasui S, Wakamatsu S, Takayabu I (2017) Projection of future climate change over Japan in ensemble simulations using a convection-permitting regional climate model with urban canopy. *SOLA* 13: 219-223
- 中井真司・海堀正博・佐々木康・森脇武夫 (2007) 最近の土砂災害への新しい雨量指標 R' の適用と警戒避難のための表現方法. *砂防学会誌* 60(1): 37-42
- 日本林道協会 (2019) 民有林森林整備事業の概要. 日本林道協会
- 日本林道協会 (2021) 林道規程—運用と解説—令和 3 年版. 日本林道協会
- 布川 修・杉山友康・太田直之・畑明 仁・堀 倫裕・亀村勝美・岡田勝也 (2010) 鉄道の降雨時運転規制を考慮した斜面崩壊の発生頻度期待値算出方法. *土木学会論文集 C* 66(1): 77-88
- 岡田勝也・杉山友康・村石 尚・野口達雄 (1992) 統計的手法による鉄道盛土の降雨災害危険度の評価手法. *土木学会論文集 No. 448/III-19*: 25-34
- 岡田憲治・牧原康隆・新保明彦・永田和彦・国次雅司・斉藤 清 (2001) 土壌雨量指数. *天気* 48: 349-356
- 林野庁 (2020) 今後の路網整備のあり方検討会第 1 回. <https://www.rinya.maff.go.jp/j/seibi/sagyoudo/attach/pdf/kentokai-20.pdf> (2022.10.28 参照)
- 林野庁 (2021a) 今後の路網整備のあり方検討委員会報告書. <https://www.rinya.maff.go.jp/j/seibi/sagyoudo/attach/pdf/kentokai-25.pdf> (2022.10.28 参照)
- 林野庁 (2021b) 森林・林業基本計画. <https://www.rinya.maff.go.jp/j/kikaku/plan/attach/pdf/index-4.pdf> (2022.10.28 参照)
- 酒井秀夫 (1987) 合理的集材材方式に基づく長期的林内路網計画に関する研究. *東大演報* 76: 1-85
- 櫻谷慶治・水谷大二郎・小濱健吾・貝戸清之・音地 拓 (2019) 高速道路斜面災害に対する降雨時通行規制基準値の設定方法. *土木学会論文集 F6 (安全問題)* 75(1): 12-30
- 澤口勇雄 (1996) 山岳林における林道路線評価と林道規格に関する研究 (第 1 報). *森林総研研報* 372: 1-110
- 白澤紘明・齋藤仁志・戸田堅一郎・多田泰之・大丸裕武 (2018) 高解像度 DEM を利用した崩壊危険地推定—路線選定支援を目的として—. *森林誌* 33: 123-131
- 執印康裕・鈴木雅一・堀田紀文・田坂聡明・小川紀一郎 (2009) 降雨特性および土質強度特性が表層崩壊発生に与える影響について—三重県宮川上流域を事例対象として—. *砂防学会誌* 62(3): 39-46
- 菅原正巳 (1985) タンク・モデル—河川の流量を雨量から算出する一つのモデルについて—. *地学雑誌* 94(4): 1-13
- 鈴木雅一・福島義宏・武居有恒・小橋澄治 (1979) 土砂災害の危険雨量. *砂防学会誌* 31(3): 1-7
- 高橋健二・大津宏康・大西有三 (2003) タンクモデル法による斜面の降雨時リスク評価法の研究. *建設マネジメント研究論文* 集 10: 341-348
- 打荻珠男 (1971) ひと雨による山腹崩壊について. *新砂防* 23(4): 21-34
- 渡部 優・齋藤仁志・白澤紘明・植木達人・戸田堅一郎 (2019) 設置条件を考慮した林道災害復旧費予測モデルの構築に向けた検討. *森林利用学会学術研究発表会講演要旨集* 26: 15
- Watanabe M, Saito M, Toda K, Shirasawa H (2023) Rain-driven failure risk on forest roads around catchment landforms in mountainous areas of Japan. *Forests* 14: 537-554
- 渡部 優・齋藤仁志・戸田堅一郎・白澤紘明・植木達人 (2022) 林道台帳の集計による林道施設災害復旧事業費の実態解明. *森林誌* 37: 155-160
- 矢野勝太郎 (1990) 前期降雨の改良による土石流の警戒・避難基準雨量設定手法の研究. *砂防学会誌* 43(4): 3-13
- 矢野真一郎・土橋将太・笠間清伸・竹村 大・富田浩平・楊 東・津末明義 (2018) 気候変動による降水量変化が河川流域の流木災害リスクへ与える影響に関する評価. *土木学会論文集 B1 (水工学)* 74(4): I 1327-I 1332
- 吉村哲彦・赤羽 元・神崎康一 (1995) ファジ理論を用いた林道のり面の崩壊危険度判定法. *森林研誌* 10: 195-204
- 吉村哲彦・神崎康一 (1995) 破碎帯急傾斜地における崩壊危険度を用いた高密度路網の計画法 (I) 地形図による崩壊危険度の判定. *日林誌* 77: 1-8