

機関番号：62603

研究種目：基盤研究（A）

研究期間：2007 年度～2010 年度

課題番号：19201009

研究課題名（和文） 持続的森林資源管理における自然災害及び管理放棄リスクの経済分析

研究課題名（英文） Economic analysis of natural disturbance and management abandonment risk for sustainable forest resource management

研究代表者

吉本 敦 (YOSHIMOTO ATSUSHI)

統計数理研究所 数理・推論研究系 教授

研究者番号：10264350

研究成果の概要（和文）：木材の有効利用は、持続的な森林資源管理および循環型社会の形成に向けた大きな課題である。しかし、近年の木材価格の低迷や台風被害などの自然災害は中山間地域における造林や間伐などの管理放棄を促進させている。自然災害・管理放棄発生リスクをあらかじめ予見し、それらのリスクを時間・空間的なベクトルをもって可視化することは、効果的・効率的な持続的森林資源管理を遂行するための有効な情報提供に繋がる。本研究では、異分野の研究者が集結し、風洞実験装置によるシミュレーション、統計モデル、時空間最適化モデル、地理情報システム（GIS）を駆使し、災害・管理放棄の回避を可能とするリスクヘッジ型持続的森林資源管理に向けた分析を行った。

研究成果の概要（英文）：The effective utilization of timber is important for sustainable use and management of forest resources. However, recent flagging timber prices as well as damages by natural disturbances such as typhoon have accelerated the abandonment of forest management such as thinning and planting which in turn is threatening the sustainable use of forest resources. Projecting the risk of natural disturbance damages and forest management abandonment will provide important information for conducting sustainable forest management. In this study, through an interdisciplinary approach, we conducted a wind tunnel simulation, statistical modeling, inter-temporal spatial optimization modeling, and with use of geographic information system (GIS), we examined the risk hedge sustainable resource management that could stimulate mitigation of the risk of natural disturbance and management abandonment.

交付決定額

（金額単位：円）

	直接経費	間接経費	合計
2007 年度	9,000,000	2,700,000	11,700,000
2008 年度	7,900,000	2,370,000	10,270,000
2009 年度	8,700,000	2,610,000	11,310,000
2010 年度	7,200,000	2,160,000	9,360,000
年度			
総計	32,800,000	9,840,000	42,640,000

研究分野：複合新領域

科研費の分科・細目：環境学・環境影響評価・環境政策

キーワード：(1) 森林資源管理 (2) 数理経済 (3) 数理統計 (4) リスク分析 (5) リスクヘッジ (6) 空間統計 (7) 環境評価 (8) 環境管理

1. 研究開始当初の背景

木材の有効利用は、持続的な森林資源管理および循環型社会の形成に向けた大きな課題である。しかし、近年の木材価格の低迷や台風被害などの自然災害は、中山間地域における造林や間伐などの管理放棄を促進させている。持続的な森林資源の利用を実現するためには、自然災害リスク・管理放棄発生リスクを予め予見し、時空間的なベクトルをもって可視化するシステムの構築が、有効な情報提供に繋がると考えられる。

2. 研究の目的

本研究の具体的な目的は下記の通りである。a) 台風害リスクの軽減に適した森林の空間構造について、風洞実験装置を用いて検討する、b) 統計モデリングにより、自然災害発生リスク・管理放棄リスクを予測できるモデルを構築する、c) 上記の空間構造を的確に表現できるシミュレーションモデル・最適化モデルを構築する、d) 最適化モデルから明らかになった最適管理空間配置およびリスクマップを可視化できるシステムを構築する、e) これらの分析により得た知見を統合し、災害・管理放棄の回避を可能とするリスクヘッジ型持続的森林資源管理に向けた政策分析を行う。

3. 研究の方法

(1) 暴風害モデル構築に関わる流体分析

立木に対する暴風害被害を最小限に留められるような植樹間隔や間伐の間隔を風洞実験により明らかにするために、複数の樹木模型で構成したモデル林分を風洞内に設置し(図1)、樹木模型の設置間隔と配列を変化させて、林分内の樹木に作用する抗力(風圧力)、および風速を計測した。実験には、出口寸法250mm×250mmの吹出型風洞を使用した。使用する供試体はプラスチック製の樹木のミニチュア模型である。植樹間隔や間伐の間隔は、模型の配列と設置間隔を変更することで再現する。樹木模型の抗力測定は、主流流速 $U_{\infty}=3\sim 19\text{m/s}$ 、レイノルズ数

$$Re = U_{\infty} d / \nu = 4.0 \times 10^3 \sim 2.2 \times 10^4$$

(d : 樹木模型の最大枝張り長さ、 ν : 空気の動粘度)の範囲で行った。模型の寸法は、木材として活用されるカラマツの樹形とアスペクト比(H/d)が類似するようにした。ミニチュア模型を正方格子状と千鳥格子状に配置し、格子の中心に設置された樹木の抗力を測定した。また、樹木間隔は $l=20, 40\text{mm}$ に変化させた。本実験では、正方格子状に配置した Case1($l=20\text{mm}$, $SD=0.41$, $PD=0.79$)と Case2($l=40\text{mm}$, $SD=0.20$, $PD=0.20$)、および、千鳥格子状に配置した Case3($l=20\text{mm}$, $SD=0.61$, $PD=0.79$)と Case4($l=40\text{mm}$, $SD=0.40$,

$PD=0.20$)の測定を行った。また、間伐の実施後に暴風害が急激に増加するという報告もあることから、 9×9 の樹木配列から特定の模型を除去した際の、格子の中心に設置された樹木の抗力を測定した。図2に模型を除去した例を示す。それぞれの主流流速は 10m/s である。抗力計測には、自作の抗力伝達器具を使用した。後流測定には、KANOMAX社製のCTAユニットを使用した。

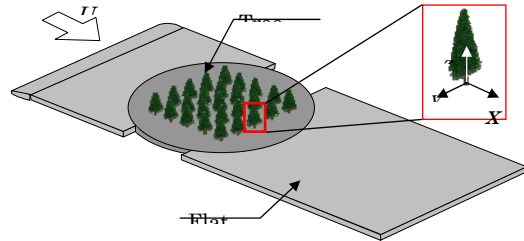


図1: 樹木模型の設置

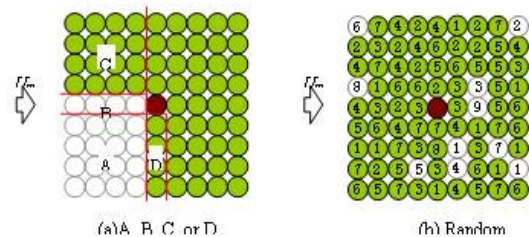


図2: 模型を除去した例

(2) 回帰モデルによる自然災害のリスク評価

自然災害のデータは、状況の異なる複数のサンプルに対する結果が観測されることが多い。更に、観測される結果は「被害が発生した」か「発生しなかった」かの二者択一の結果が観測されるため、二項分布をベースにしたロジスティック回帰モデルにより被害発生確率を予測するのが適切である。そこで、本研究では、ロジスティック回帰モデルおよびモデル選択過程に基づくリスク要因の特定を目的とする。

解析対象とする富山県の冠雪被害データは、 $20\text{m} \times 20\text{m}$ を1つの観測地点とし、47地点におけるスギの冠雪害(幹折れ、幹曲がり、根返り)である。全観測地点におけるスギの総本数は1761本であり、このうち599本に冠雪害が発生した。

森林における冠雪害の発生率に影響を与える要因としては、森林特性と地形因子が考えられる。そこで、説明変数の候補として、森林特性としては、林齢、平均胸高直径、平均樹高、形状比、密度、スギ品種、材積/haの7つ、地形因子としては、標高、斜面傾斜度、流出寄与域、土壌湿潤度、横断面係数、縦断面係数、地上開度、地下開度、斜面方位の9つ、計16種類が観測された。

第*i*番目のサンプルにおいて被害確率が p_i

であり、そこに n_i 本の木が存在すると確率密度関数は以下となる：

$$f(y_i) = \frac{n_i!}{y_i!(n_i - y_i)!} p_i^{y_i} (1 - p_i)^{n_i - y_i}$$

このサンプルにおける説明変数を

$\mathbf{x}_i = (x_1, \dots, x_k)'$ とすると、ロジスティック回帰モデルにおけるリンク関数は以下で定義される：

$$\text{logit } p_i = \log \frac{p_i}{1 - p_i} = \mathbf{x}_i' \boldsymbol{\beta}$$

ここで未知パラメータの推定量は、以下のように対数尤度の最大化で与えられる：

$$\hat{\boldsymbol{\beta}} = \arg \max_{\boldsymbol{\beta}} \sum_{i=1}^m \left\{ y_i \log p_i + (n_i - y_i) \log(1 - p_i) \right\}$$

ここで、応答変数に対して、どのような説明変数の組み合わせを構築するのが最適かの探索（変数選択）には Akaike's information criterion (AIC) の最小化を考察する。また、他の視点から算出された規準量として Bayesian information criterion (BIC) も算出し比較を行う。AIC と BIC で異なるモデルが選ばれた際には、デビアンズ

$$D = 2 \sum_{i=1}^m \left\{ y_i \log \left(\frac{y_i}{n_i \hat{p}_i} \right) + (n_i - y_i) \log \left(\frac{n_i - y_i}{n_i - n_i \hat{p}_i} \right) \right\}$$

を用いて比較を行う。

(3) ノンパラメトリックモデルを用いたボラティリティ推定方法

森林管理放棄のリスクを評価する上で、木材価格がどのように変動するかを適切に予測することは重要である。木材価格においても、株価指数などの金融時系列やその他の経済変数の時系列と同様に、必ずしも定常性の過程が成り立つわけではない。こうした非定常性の中で最も注目されている統計量がボラティリティ（変動のばらつきを示す分散、あるいは標準偏差）である。例えば、株価のボラティリティはその時々々の株価の不確実性を表す指標と考えられており、リスクヘッジの観点からは、こうしたボラティリティの時系列特性を注視することによって、資産の減少をなるべく抑えるように出来るかどうか重要な問題なる。しかし、このボラティリティは観測できないため、モデル化が難しい。ここでは、これらの難点を克服するモデル化を検討する。

今、注目している状態が確率微分方程式の形で下記のように定式化されたとする。

$$dX_t = f(X_t)dt + \sigma(X_t)dB_t$$

ここでは、まず、 f の多項式近似としてテイラー展開を考え、 f の高階の微分係数 $f^{(i)}(X_t)$ をひとつの状態変数と捉えて、この状態変数を観測されたデータから推定するノンパラメトリック推定方法を開発し、これを応用し

て、 $g(X_t) \equiv \sigma^2(X_t)$ に対して同様な展開を考え、これを観測されたデータから推定する。

(4) 情報量規準とバイアス補正

乱数により発生させた疑似データに対して多変量線形回帰モデルをあてはめ、AIC と様々なバイアス補正 AIC を用いて変数選択を行い、その結果を比較する。実際に比較する数値はモデルが選択された確率と選ばれたモデルの Kullback-Leibler 情報量に基づく予測誤差である。真のモデルを選ぶ確率が高い程、また予測誤差が小さい程よいモデル選択法であることが言える。考える候補のモデルは Nested モデルで、最大で 15 個の説明変数を持つものとする。真のモデルはそのうちで 3 個の変数を使ったモデルである。使用する誤差分布は (I) 正規分布、(II) Laplace 分布、(III) Skew-Laplace 分布で、目的変数の次元は 2、標本数は 30 とする。ここで、情報量規準のバイアスを導出するときの条件に関係するため、候補のモデルを (1) 過小詳述された (Under-specified) モデル：平均構造が真の平均構造を含まない候補のモデル、(2) 過大詳述された (Over-specified) モデル：平均構造が真の平均構造を含む候補のモデルの 2 つに分ける。また考えるバイアス補正 AIC は、Corrected AIC (CAIC)、Modified AIC (MAIC)、Takeuchi's Information Criterion (TIC)、Extended Information Criterion (EIC)、Adjusted EIC (EICA)、Cross-validation (CV)、Jackknifed (AIC)、Corrected (AICJ) である。

(5) 時空間管理最適化に対する施業配置最適化モデルの構築

自然災害は空間的なプロセスと考えられ、植生の適切な空間構造は、被害リスクの軽減に繋がる。それゆえ、植生の空間構造を制御できる管理の空間配置は重要な意思決定問題である。ここでは、このような空間構造を時空間的に制御できる施業管理最適化モデルの構築を行った。管理の空間パターンを考慮するためには、制御変数を各林分について定義する整数計画法による定式化が必要になる。整数計画法による空間配置最適化モデルの構築にあたっては、まず、林分の位置情報を地理情報システム (GIS) により把握し、林分の隣接構造を明らかにし、隣接リストを作成する必要がある。次に、この隣接リストを基に、各林分について、ある条件（例えば、ある最小面積を満たす連続的な林分集合）を満たす空間構造の林分集合を定義し、その最適な組み合わせを探索する。

ここでは、伐採地の空間配置に加えて、伐採の時間的な配置についても検討した。これまでの研究では、森林管理空間最適化モデルにおいては、各林分において 1 回の伐採のみを考慮してきた。しかし、森林は伐採後、植

栽され、成長し、また木材として利用可能になるため、長期の計画を立てる際には、1つの林分について複数回の伐採をスケジューリングする必要がある。ここでは、各林分における多期間に及ぶ施業案を制御変数として扱うモデル1と呼ばれる定式化を採用し、伐採の時空間配置最適化モデルを構築した。そして、構築したモデルを高知県佐川町のデータに応用した。問題の解法には CPLEX ソフトウェアを活用した。

(6) GIS 可視化システムの構築

管理の空間配置あるいは自然災害の発生リスクを地図上で示し、可視化することは、発生リスクの高い場所・低い場所を明らかにでき、効果的・効率的な管理の実施に繋がる。それゆえ、GIS を活用した可視化は自然災害防止に関わる様々な政策を検討する上で非常に重要な作業である。ここでは、シミュレーションあるいは最適化モデルから導出される施業空間配置のマッピングの効率化を図るため、GIS, ArcGIS VBA Macro および .net プログラミング言語、を用いた可視化プログラムの基礎を構築した。

4. 研究成果

(1) 暴風害モデル構築に関わる流体分析

抗力測定の一例として、正方格子 (Case 2)、および千鳥格子 (Case 4) の結果を図3に示す。比較のため、単独の樹木模型にかかる抗力も示してある。林分内の模型に作用する抗力は、単独の模型よりも小さいことがわかる。また、正方格子と千鳥格子の場合で抗力に差が見られることは、配列の違い、即ち植樹や間伐の間隔を工夫することにより、林分内の暴風被害を軽減できる可能性を示唆している。次に立木密度と密閉度 (主流方向から見た測定空間の投影面積に対する、木の投影面積が占める割合) を変えた場合の、Case1 から Case4 の抗力変化を図4に示す。正方格子は、立木密度と密閉度を変化させても抗力に及ぼす影響が少ないのに対し、千鳥格子は密閉度、および立木密度の減少に対して抗力が増加することがわかった。これより、間伐あるいは風倒被害による密閉度、および立木密度の変化に対し、正方格子状の配列が暴風害に強いことが考えられる。次に樹木の伐採による影響を見てみる。図2(a)の領域AからDに位置する模型を除去した場合の抗力の変化を図5に示す。比較として、除去を行わない場合の抗力の数値も併せて示す。この結果、模型を除去する領域に依存して抗力が増減することがわかった。とくに、上流側にあたる領域Bの除去によって抗力の増加が顕著であった。興味深い結果として、領域Bを除去した後でも領域Dを除去することで抗力が

低減できるという結果を得られた。このことを利用した、暴風害を低減できる新たな伐採方法を提案できるといえる。最後に乱数を考慮し、図2(b)の番号順に除去した場合の、間伐強度と抗力の推移を図6に示す。間伐強度 (除去した本数の割合) の増加につれて、抗力も増加することがわかる。さらに、領域Bに位置する模型を除去した際の間伐強度40%および59%において抗力が急激に増加した。したがって、樹木の成長を考慮して間伐する樹木を決定する場合、領域Bに大きな間隙を発生させないようにすることが暴風害を軽減する方法である。

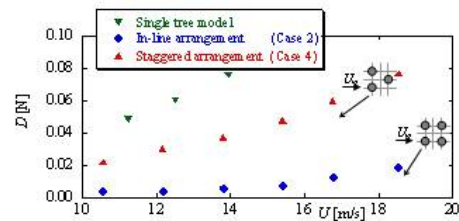


図3: 正方格子と千鳥格子の比較

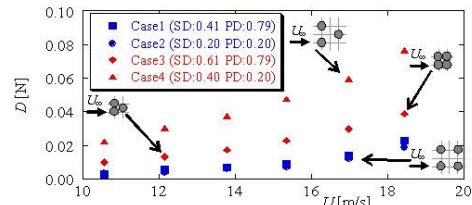


図4: 立木密度と密閉度

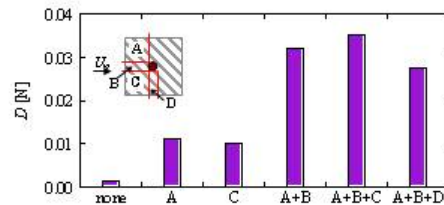


図5: 樹木の伐採による影響

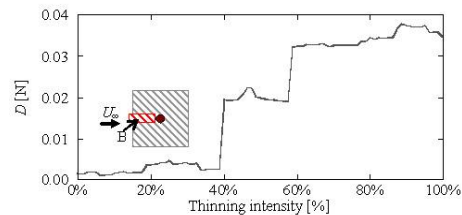


図6: 間伐強度と抗力の推移

(2) 回帰モデルによる自然災害のリスク評価
まず AIC を用いると以下の表の結果が得られる:

変数の種数	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
林齢					○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○
DBH						○	○	○	○	○	○	○	○	○	○
樹高							○	○	○	○	○	○	○	○	○
形状比														○	○
密度									○	○	○	○	○	○	○
品種			○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○
材積									○	○	○	○	○	○	○
標高				○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○
斜面角度															
流出寄与域										○	○	○	○	○	○
土壌湿度										○	○	○	○	○	○
縦断面係数									○	○					○
横断面係数														○	○
地上開度										○	○	○	○	○	○
地下開度										○	○	○	○	○	○
斜面方位	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○
ベストモデル															◎

表1 AICによる変数選択の結果

変数の個数が13個のモデルが最適であった。一方でBICを用いると変数の個数が6個のモデルが最適であったためデビアンズを用いて最終決定を行った。その結果、変数を7つ増やすことにより有意な改良がなされたと判断されたため、AICにより選ばれたモデルを最終的なベストモデルと結論する。

未知パラメータの推定量の符号から、リスクを高める変数は「林齢、樹高、材積、標高、土壌湿度、地下開度、東、南、西」であり、逆に軽減する変数は「胸高直径、密度、品種、流出寄与域、縦断面係数、地上開度、北」であった。林齢は、若い木において外圧に対する被害発生が低いため、リスクを高める要因となっている。標高は、一般的に高いほど積雪量が多いために冠雪害が発生しやすく、やはりリスクを高める要因となっている。湿度は、高ければ「樹高成長が良い」土地であることを意味し、結果として形状比が高く（樹幹が細長く）冠雪害に弱い木に成長しやすく、これもリスクを高める要因となっている。地下開度が高い地域は谷底付近であり、凹型の地形である。従って風の影響を受けにくく、被害リスクを高める効果がある。方位については、特に東向きリスクが高いことが分かる。東向き斜面は風下側であったことから、今回のケースでは風が被害リスクを軽減させる効果があったことが分かる。

一方で、未知パラメータの符号が負のものは、被害リスクを下げるものである。胸高直径は、太い樹木ほど大きな値となり、このような樹木における冠雪害リスクが低い。地上開度については、値が大きくなることは山頂や尾根であることを意味するので、山頂付近では被害リスクが低くなる。これは標高がリスクを高める要素であったことと矛盾するように思えるが、実際には標高が高くなくても尾根型の地形は存在し、そのような地形においては風の影響が強いと考えられる。流出寄与域については、この値が大きいことは十分な水分や養分が流れ込み木々の生育が良く、結果として被害リスクの軽減に繋がっていると考えられる。

(3) ノンパラメトリックモデルを用いたボラティリティ推定方法

1次元の拡散過程 X_t が

$X_t = f(X_t)dt + g(X_t)^{1/2}dB_t$ をみたし、 g は必要なだけ微分可能であるとする。そして、 X_t の離散データ $\{X_{t_i}\}_{0 \leq t_i \leq n}$ が得られているとする。

今、 x_0 の近傍で g の m 階のテイラー展開 g_m を考える。

$$g_m(x) = g(x_0) + g^{(1)}(x_0)(x - x_0) + \dots + \frac{g^{(m)}(x_0)}{m!}(x - x_0)^m,$$

ここで、 $x = X_t$ かつ $x_0 = X_s$ とする、但し $s \leq t$ である。伊藤の公式を繰り返し適用することにより、

$$Y_t^{(0)} - Y_s^{(0)} = \int_s^t Y_u^{(1)} dX_u + \frac{1}{2} \int_s^t Y_u^{(2)} Y_u^{(0)} du, \dots,$$

$$Y_t^{(m-1)} - Y_s^{(m-1)} = \int_s^t Y_u^{(m)} dX_u, Y_t^{(m)} - Y_s^{(m)} = 0,$$

を得る。但し、 $Y_t^{(i)} = g_m^{(i)}(X_t)$ ($0 \leq i \leq m$) であり、 $Y_t^{(0)} = g_m(X_t)$ である。ここで、離散近似を考えると、次の離散線形システムが得られる。

$$Y_{t_{i+1}}^{(0)} - Y_{t_i}^{(0)} = Y_{t_i}^{(1)}(X_{t_{i+1}} - X_{t_i}) + \frac{1}{2} Y_{t_i}^{(2)} Y_{t_i}^{(0)} \Delta t, \dots,$$

$$Y_{t_{i+1}}^{(m-1)} - Y_{t_i}^{(m-1)} = \theta(X_{t_{i+1}} - X_{t_i}).$$

これに、局所線形化法を適用すると $(m+1)$ 次元の状態変数ベクトル $\xi_k = (X_{t_k}, Y_{t_k}^{(0)}, \dots, Y_{t_k}^{(m-1)})^T$ を得る。最初の成分は観測可能であるが、その他は全て観測不能なプロセスになる。先程の線形離散近似モデルとこの状態変数ベクトルを併せることによって、次のような線形な状態空間モデルが得られる。

$$\xi_{k+1} = F_k \xi_k + G_k b_k + G_k \epsilon_{k+1}, X_{t_k} = H \xi_k,$$

これにカルマンフィルタのアルゴリズムを適用することにより、 ξ_k の予測、フィルタリング、及びスムージングができる。パラメータ σ と θ の値については、下記の尤度関数から最尤法により推定することができる。

$$p(X_{t_0}, \dots, X_{t_n}) = p(X_{t_0}) \prod_{k=1}^n (2\pi H \Sigma_{k|k-1} H^T)^{-1/2} \exp \left[-\frac{(X_{t_k} - H \xi_{k|k-1})^2}{2H \Sigma_{k|k-1} H^T} \right].$$

上で得られたモデルを用いて、ボラティリティ関数 g 、より正確には、 g の X_t における値 $g(X_t)$ が得られる。 $(X_t, g(X_t))$ の組を多数用意し、これを $X-g$ 座標平面上に描けば、ボラティリティ関数 g の形状を知ることができることになる。

(4) 情報量規準とバイアス補正

誤差分布が正規分布のときの得られた結果を表2に記す。誤差分布がLaplace分布、Skew-Laplace分布のときも同様の結果が得られた。つまり、真の分布がどのような分布であっても、選択確率、予測誤差共にMAICを使って行う変数選択法が1番良くなった。2番目に良いのはCAICを用いて行う変数選択法であった。CAIC, MAICともに正規分布の下でAICのバイアスを補正した情報量規準である。にもかかわらず、真の誤差分布が正規分布でなくともこれらの情報量規準が

高性能になっている。これは多変量線形回帰モデルにおける変数選択では、バイアス補正が必ずしもモデル選択の性能を向上させる要因にはならないことを意味している。AIC とバイアス補正規準量を比較すれば、バイアス補正を行った方が良い結果になっていることが分かるが、少なくともバイアスは厳密に補正する必要がなく、正規分布のときにバイアス補正を行えば、その他の分布に関しても高性能なモデル選択規準になることがわかった。

Model	AIC	CAC	MAC	TIC	CV	EB	EB _c	AIC _c	CAC _c
1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2	0	0	0	0	0	0	0	0	0
3	50.4	92.52	95.56	23	93.9	91.66	75.54	75.5	88.72
4	51.08	5.4	3.54	4.02	4.76	6.04	12.14	6.96	7.26
5	4.78	1.62	0.82	2.3	1.16	1.66	6.38	2.34	2.36
6	3.2	0.26	0.04	1.72	0.14	0.3	3.06	0.9	0.8
7	2.92	0.1	0.02	1.36	0.04	0.1	1.96	0.42	0.42
8	2.14	0.1	0.02	0.92	0	0.04	0.7	0.24	0.16
9	2.04	0	0	1.86	0	0	0.28	0.3	0.12
10	1.9	0	0	2.14	0	0	0.02	0.52	0.04
11	2.12	0	0	2.68	0	0	0	0.84	0.06
12	2.8	0	0	3.9	0	0	0	0.96	0
13	3.62	0	0	6.54	0	0	0	1.96	0.04
14	5.22	0	0	13.44	0	0	0	2.52	0.02
15	10.76	0	0	34.1	0	0	0	6.32	0
BE	212.476	158.14	157.327	253.983	157.569	158.116	162.147	177.776	159.464

表 2 AIC による変数選択の結果

(5) 時空間管理最適化に対する施業配置最適化モデルの構築

ここで検討した空間構造は、伐採地の連続性である。伐採地が分散されていると管理が経済的に非効率になることが指摘されているため、ここでは、近隣の林地を集約化し、連続的な伐採地を確保する空間配置問題を検討した。

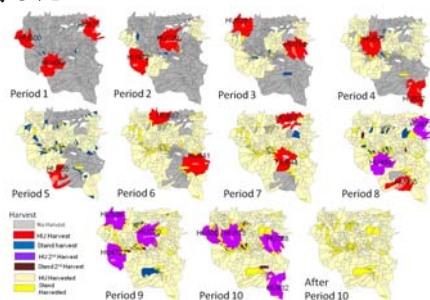


図 7 最適空間管理計画

図 7 に得られた最適空間管理計画を示す。この結果が示すように、整数計画法の定式化により、各林分において複数の伐採のスケジューリングが可能な空間管理配置最適化が達成された。

この最適化モデルと災害リスクモデルを結合させることで、リスクヘッジ散型施業配置最適化による評価が可能になる。今回の応用では、空間構造として、最小面積を満たす林分集合の連続性を扱ったが、より複雑なルールの設定により、様々な空間構造についての最適化が可能である。空間構造として、特定の植生状態の連続性あるいは、空間的な組み合わせを設定することもできるため、自然災害防止だけでなく、野生動植物の生息地管理にも応用が可能である。また、このモデリングで明らかになったことは、重複する林分集合の同時期伐採を排除するためには、隣接制約として伐採に制限を加えるより、土地利用可能面積の制約として、扱う方が計算上は

効率がよく、最適解の探索時間が削減できることが分かった。

(6) GIS 可視化システムの構築

ArcObjects クラス ”Spatial Filter” の ”SpatialRel”プロパティにより隣接リストを生成する VBA マクロを構築し、対象とするランドスケープ内に存在するすべての個人所有地(セル)の隣接関係を自動的に導出するプログラムを構築した。また、それを用いて最適化した際の最適解のマッピングを図化したものは、図 7 である。

5. 主な発表論文等

[雑誌論文] (計 31 件)

Yoshimoto, A. (2009) Threshold price as an economic indicator for sustainable forest management under stochastic log price, Journal of Forest Research, 14: 193-202

[学会発表] (計 28 件)

Yoshimoto, A. Spatially Constrained Harvest Scheduling under Model I Formulation for Multiple Harvests Subject to Area Restrictions, 14th Symposium for Systems Analysis in Forest Resources, March 10, 2011, Maitencillo, Chile

[図書] (計 0 件)

[産業財産権]

○出願状況 (計 0 件)

○取得状況 (計 0 件)

[その他]

特になし

6. 研究組織

(1) 研究代表者

吉本 敦 (YOSHIMOTO ATSUSHI)

統計数理研究所 数理・推論研究系・教授

研究者番号：10264350

(2) 研究分担者

庄司 功 (SHOUJI ISAO)

筑波大学・大学院システム情報工学研究科・教授

研究者番号：20282329

柳原 宏和 (YANAGIHARA HIROKAZU)

広島大学・大学院理学研究科・准教授

研究者番号：70342615

石川 仁 (ISHIKAWA HITOSHI)

東京理科大学・工学部・准教授

研究者番号：90311521

加茂憲一 (KAMO KEN-ICHI)

札幌医科大学・医療人育成センター・准教授

研究者番号：10404740

木島 真志

琉球大学・農学部・准教授

研究者番号：10466542