

重み付き最適分類木の提案と 公共施設マネジメントへの適用

大窪 和明¹, 全 邦釘²

¹正会員 愛媛大学 防災情報研究センター (〒 790-8577 愛媛県松山市文京町 3)
E-mail: okubo@cee.ehime-u.ac.jp

²正会員 愛媛大学大学院 理工学研究科 (〒 790-8577 愛媛県松山市文京町 3)
E-mail: chun@cee.ehime-u.ac.jp

老朽化した公共施設の健全度を判断する際に、根拠となるデータと判断過程を分類木によって整理することは、今後の判断や住民との合意形成を円滑に進める上で有用である。しかし、分類木を作成するための従来手法では、「健全でない」施設を、分類木上「健全である」と判断してしまうような重大な誤判別が明示的に取り扱われて来なかった。本研究では、分類木を作成する際の学習段階で生じる重大な誤判別を避けつつ、分類の精度が保たれるような重み付き最適分類木の作成手法を提案する。さらに愛媛県松山市における公共施設 32 棟について劣化調査を実施し、提案手法を適用した。その結果、分類木の精度は落とさずに、重大な誤判別を避けるよう慎重な判断をする上で有用な最適分類木が構築できることが明らかになった。

Key Words : public facility management, decision tree, weighted optimal classification tree

1. はじめに

日本全国において公共施設の老朽化が目立つようになり、公共施設マネジメントの必要性が高まっている。特に、人口減少に伴う居住地分布の変化や税収の減少が予想されている地域においては、これまでに公共施設が提供してきたサービス水準を出来るだけ損なわずに、施設数の削減も踏まえた公共施設マネジメントを進めていく必要がある。その上で、公共施設の適正配置との適合性の観点から見た再編計画の課題¹⁾、公共施設マネジメントに関わる地方公共団体の部署間での合意形成²⁾や、施設の廃止に対する地域住民の合意形成^{3),4)}など様々な課題が指摘されている。

本研究に関連の深い既存研究として、例えば、山田ら²⁾は、公共施設マネジメントに関わる地方公共団体内の複数の部署が参加する研究会において、公共施設の維持管理に関わる専門的な知識も含めて情報を整理し、関係者間で共有することが公共施設等総合管理計画の実効性を持たせる上で重要であるとしている。また、神原ら⁴⁾は、公共施設の統廃合を進める際に、公共施設の削減を地域住民が受容できない理由として、公共施設の老朽化や予算の不足などの理解が十分でないことを指摘している。本研究では、これらの研究で指摘されているような情報を関係者間で共有することに加えて、それらの情報を下に統廃合などの決定に至った過程を共有することも重要であると考えられる。

特に、老朽化に伴う公共施設の廃止を検討する際には建物の主要な部材である鉄筋コンクリートの圧縮強度試験や中性化試験など劣化状態についての専門的な調査や、専門家による判断が必要になる。例えば、国立市では建物の健全度(目標使用年数)の判断は、公共施設のコンクリートコア調査や鉄筋腐食度調査といった調査の結果から構成される分類木を用いている⁵⁾。こうした判断過程の可視化は、老朽化した施設の状態を把握するための調査結果から、廃止という決定に至るまでの論点を整理し、関係者や住民の理解を促す上で有用であると考えられる。しかし、公共施設の建物を構成する主要な部材である鉄筋コンクリートは、海からの飛来塩分・凍結防止剤などの環境要因や降雨量などの気候要因によって劣化の特徴が大きく異なるため⁶⁾、劣化調査や耐震性能調査などの地域に蓄積されたデータに従って分類木を体系的に作成する必要がある。

分類木を作成する体系的な方法は、古くから Classification and Regression trees(CART)⁷⁾や、ID3⁸⁾、C4.5⁹⁾をはじめとする様々な方法が機械学習^{10),11)}の分野において考え出されている。この分類木は、解釈性の高さから様々なデータの分析に応用されているものの、建物の健全度といった安全性に関わる判断をする場合には課題が残されていると考える。それは、分類木を作成する学習段階で利用した専門的な調査または専門家による判断から得られた健全度と分類木上の判断との間に生じる、次のような2種類の誤判別の重大性を区別

することができない点である。

(a) 「健全な」建物と判断されているにも関わらず、分類木上「健全でない」建物と判断された。

(b) 「健全でない」建物と判断されているにも関わらず、分類木上「健全な」建物と判断された。

(a) の誤判別が生じた場合、建物は「健全でない」と判断されることから、危険箇所の追加調査や建物の使用制限など慎重な対応が予想されるため、重大な事故が生じる可能性は低い。しかし、逆の誤判別 (b) が生じた場合には、本来「健全でない」建物を「健全な」建物として使用するため、特別な対策が行われるとは考えにくく、重大な事故が生じる可能性は高まる。しかし、従来の手法では (a) よりも (b) の誤判別を避けるような設定の下で、精度の高い分類木を求めることは難しい。

以上の問題意識の下、本研究の目的は公共施設など社会インフラの安全性を判断する際に、重大な誤判別が起こりにくくなるような分類木の作成手法を提案することにある。具体的には、誤判別が生じたときの重大さを反映した重みを設定した上で分類木を求めるような重み付き最適分類木 (Weighted Optimal Classification Tree: WOCT) を提案する。また、愛媛県松山市において公共施設を対象にコンクリートコア調査や鉄筋腐食度調査といった劣化調査を実施し、集めたデータに対して提案手法を適用する。その上で、誤判別を区別しない CART⁷⁾ や最適分類木 (Optimal Classification Tree: OCT)¹²⁾ と、WOCT とを比較し、重大な誤判別を避けるための判断過程について議論する。本稿の構成は、続く 2. において、既存研究との関係から本研究の位置づけについて述べるとともに、誤判別に対して重みを設定可能な最適分類木の決定問題を混合整数計画問題として定式化する。3. では、松山市内の公共施設について調査した内容と結果について述べる。4. では、本研究の提案手法を 3. で得られたデータに適用し、建物の健全度を定める分類木を作成する。最後に 5. で結論や提案手法の応用について述べる。

2. 重み付き最適分類木モデルの定式化

(1) 提案手法の位置づけ

図-1 のような分類木を作成するために CART を用いた場合は、木構造の一番上にある根ノード 1 から各建物の入力変数に従って分類がはじまり、各枝ノードの分岐条件に従って木構造の一番下にある葉ノード 4 から 7 のどれか一つに到達するまで分類される。各枝ノードの分岐条件は、当該枝ノードに含まれるサンプルの不純度 (負の交差エントロピー誤差関数、ジニ係数など) が分岐によって最も減少するように入力変数が選ばれる。このとき、貪欲法に従って分類対象となるサンプルサ

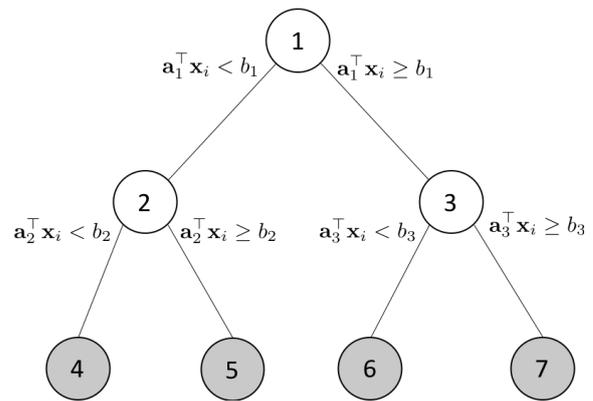


図-1 最大深さ $D=2$ の分類木

イズの多い根ノードからトップダウンで、各枝ノードについて不純度の減少分に従って逐次的に入力変数が選ばれる。したがって、葉ノードにおいて評価される分類木全体の精度という観点から見て最適でない分類木が作成される可能性が指摘されてきた^{7),12),13),14),15)}。

CART が最初に提案された Breiman⁷⁾ の論文の中でも、その可能性は既に指摘されていた。しかし、分類木を作成する問題は、NP 困難であることが Hyafil and Rivest¹⁶⁾ によって既に証明されており、当時の計算機性能で全体の最適解を見つけることは困難であった。その後、Bennett¹³⁾ では、貪欲法によらない最適解を見つける方法として、非線形計画法の一種である Multilinear Programming による定式化を試みているが、葉ノードにおいて取り扱えるのは 2 種類のみラベルであった。その後、Bennett and Blue¹⁴⁾ において、各葉ノードにラベルを予め割り当てた状況下において分岐条件を設定するような線形計画問題を定式化した。この手法では、葉ノードのラベルについて考えられる全ての組み合わせを列挙する必要があり、ラベルの数や分類木のノード数が増えるほど、その組み合わせや制約条件式が爆発的に増大してくため非効率な定式化であるといえる。また、枝ノードの配置や誤判別されたサンプルサイズを整数ではなく連続変数として考えており、整数でない最適解が得られた際の解釈が難しいという課題がある。最近では Norouzi et. al.¹⁵⁾ が確率的勾配降下法を用いて分類木による誤判別の上限を求めるような問題を解いているが、モデルの構造上、誤判別を区別して取り扱うのが難しい。

Bertsimas and Dunn¹²⁾ では、近年の計算機性能や最適化ソルバーの劇的な向上を背景に、分類木を求める問題を混合整数計画問題として定式化することによって OCT を求める方法を提案している。この方法により、従来の CART よりも精度の良い分類木を求められることが示され、特に CART の精度が低い場合に最適分類

木によって大きく精度が改善されることが示された。この定式化により、精度の良い分類木を得ることが可能になっただけでなく、分類木の作成に関わる全体像の見通しが良くなり、対象に応じた定式化が容易になったと考える。すなわち、次章に示すように、最終的に葉ノードにおいて実現される精度を目的関数として設定することによって、誤判別に関わる詳細な設定を行い、目的に応じた分類木を求めることができる。今回は、社会インフラや建物の安全性に関わる健全度を求める分類木を作成するため、「健全な」建物を「健全でない」と判断する誤判別と「健全でない」建物を「健全な」建物と判断する誤判別を明示的に区別して考え、より重大な後者の誤判別を避けるような分類木を求めるような手法を提案する。

(2) 最適分類木の構造

調査対象とする公共施設の建物数が n 棟あり、施設ごとに建設年やコンクリートコアの圧縮強度試験の結果など p 種類の入力変数 $\mathbf{X} \in \mathbb{R}^{n \times p}$ が与えられていると考える。ただし、建物 i の入力変数は $\mathbf{x}_i \in \mathbb{R}^p$ として表す。ここでは各入力変数についてそれぞれの最大値で割り、0 と 1 の間の値をとるような基準化された値を用いる。また、各建物は劣化調査や専門家によって K 段階の健全度に分類されており、健全度に応じてラベル 1 から K の整数を割り当てた目標変数を $\mathbf{y} \in \mathbb{R}^n$ で表す。本研究では、入力変数と目標変数を合わせた (\mathbf{X}, \mathbf{y}) を学習データとしたときに、分類の精度が良く、分岐条件を設定する枝ノード数が出来るだけ少ないシンプルな分類木を求める。

木構造の最大深さを D とすると、最大で $T = 2^{(D+1)} - 1$ 個のノードが考えられ、各ノードのインデックス t を $t = 1, \dots, T$ で表す。例えば、図-1 に示すのは最大深さを $D = 2$ としたときの分類木である。ここで、枝ノードの集合を $t \in \mathcal{T}_B = \{1, \dots, \lfloor T/2 \rfloor\}$ 、葉ノードの集合を $t \in \mathcal{T}_L = \{\lfloor T/2 \rfloor + 1, \dots, T\}$ で表す。図-1 の場合には、 $\mathcal{T}_B = \{1, 2, 3\}$ 、 $\mathcal{T}_L = \{4, 5, 6, 7\}$ である。

建物は分類木の一番上の根ノード 1 を起点として、枝ノードにおける分岐条件にしたがって葉ノードに到達するまで繰り返し分類される。まず、最適分類木を作成する上で、枝ノードが満たすべき制約条件について述べる。枝ノード t での分岐条件として、 p 種類の入力変数の内、どの変数を選択するかを表現するため、 $\{0, 1\}$ の値をとる制御変数 $\mathbf{a}_t \in \mathbb{R}^p$ を考える。また、 \mathbf{a}_t によって選ばれた入力変数を分岐させる閾値を $b_t \in \mathbb{R}$ で表す。ここでは、 $\mathbf{a}_t^\top \mathbf{x}_i < b_t$ を満たす建物は左下のノードに割り当て、それ以外の場合には右下のノードに割り当てられることを考える。各枝ノードで分岐させる(分岐条件を設定する)ならば $d_t = 1$ となり、分岐させないならば

$d_t = 0$ となって $\mathbf{a}_t^\top = \mathbf{0}, b_t = 0$ とするような次のような制約条件、

$$\sum_{j=1}^p a_{jt} = d_t, \quad \forall t \in \mathcal{T}_B \quad (1)$$

$$0 \leq b_t \leq d_t, \quad \forall t \in \mathcal{T}_B \quad (2)$$

$$a_{jt} \in \{0, 1\}, \quad \forall t \in \mathcal{T}_B \quad (3)$$

を考える。 a_{jt} は、枝ノード t において入力変数 j の条件によって分岐されるならば 1、それ以外に入力変数については 0 をとる変数である。式 (1), (2) より、 t に枝ノードを設定する場合には、 a_{1t}, \dots, a_{pt} の中のどれかが 1 をとり、それに応じて b_t も非負の値をとる。 d_t については、 t の親ノード $p(t)$ が無い場合 ($d_{p(t)} = 0$) には、分岐条件を設定できないとし、

$$d_t \leq d_{p(t)}, \quad \forall t \in \mathcal{T}_B \setminus \{1\} \quad (4)$$

という制約条件を考える。

次に、分類木において葉ノードが満たすべき制約条件について述べる。建物 i が最終的に割り当てられた葉ノードが t の場合に 1、それ以外の葉ノードは 0 をとるような変数 z_{it} を考える ($z_{it} = 1$ { \mathbf{x}_i がノード t に割り当てられた場合}). 各建物は、必ずどれか一つの葉ノードに割り当てられるとして、

$$\sum_{t \in \mathcal{T}_L} z_{it} = 1, \quad t \in \mathcal{T}_L \quad (5)$$

という制約条件式を考える。 z_{it} と、葉ノード t の有無を表す l_t との間には

$$z_{it} \leq l_t, \quad t \in \mathcal{T}_L \quad (6)$$

$$\sum_{i=1}^n z_{it} \geq N_{\min} l_t, \quad t \in \mathcal{T}_L \quad (7)$$

の関係が成立すると考える。式 (6) は、葉ノード t を設定しない場合 ($l_t = 0$) には、その葉ノードに分類される建物はないことを意味している。逆に、葉ノードを設定する場合 ($l_t = 1$) には $z_{it} = 1$ をとることができるが、そこに分類される建物の合計 $\sum_{i=1}^n z_{it}$ が正の定数 N_{\min} 以上にならなければならないという制約条件を置く(式 (7))。これは、必要以上に葉ノードが増え、分類木が複雑になるのを防ぐための制約条件である。

各建物は、葉ノードに分類されるまでに、枝ノードにおいて繰り返し分類される。葉ノード t の祖先ノードの集合を $\mathcal{A}(t)$ で表したときに、 $\mathcal{A}(t)$ の中から左へ分岐させる枝ノードの集合を $\mathcal{A}_L(t)$ 、右へ分岐させる枝ノードの集合を $\mathcal{A}_R(t)$ で表す。例えば、図-1 中の葉ノード 6 を対象とした場合、 $\mathcal{A}(6) = \{1, 3\}$ であり、 $\mathcal{A}_L(6) = \{3\}$ 、 $\mathcal{A}_R(6) = \{1\}$ である。これらの表現を用いると各枝ノード

ドにおける条件は、 $\mathcal{A}_L(t)$ と $\mathcal{A}_R(t)$ で分け、

$$\mathbf{a}_m^\top \mathbf{x}_i < b_m + M_L(1 - z_{it}), \quad (8)$$

$$i = 1, \dots, n, \forall t \in \mathcal{T}_B, \forall m \in \mathcal{A}_L(t)$$

$$\mathbf{a}_m^\top \mathbf{x}_i \geq b_m - M_R(1 - z_{it}), \quad (9)$$

$$i = 1, \dots, n, \forall t \in \mathcal{T}_B, \forall m \in \mathcal{A}_R(t)$$

と表す。ただし、 M_L, M_R は、それぞれ十分に大きな正の定数である。二分木で表される分類木においては、根ノードから葉ノードに至る経路は、ただ一つであり、各葉ノードに到達するために通る可能性のある枝ノードの集合は事前に把握することができる。式(8),(9)は、建物 i が葉ノード t に到達した場合に通る枝ノードにおいては、右辺二項が 0 になり、枝ノードから左下または右下に行く条件を表す式となる。一方、葉ノード t にたどり着く前に通る可能性のない枝ノードについては、右辺第二項は大きな正または負の値となるため、これらの式は実質的に何も制約しない条件式となる。

次に、目標変数 \mathbf{y} について学習データの中で建物 i の持つラベルが k であれば、 $Y_{ik} = 1$ 、それ以外の場合には -1 をとるような要素を持つ $n \times |\mathcal{K}|$ の行列 Y を次のように定義する。

$$Y_{ik} = \begin{cases} +1, & \text{if } y_{ik} = 1 \\ -1, & \text{otherwise} \end{cases} \quad i = 1, \dots, n, \forall k \in \mathcal{K} \quad (10)$$

Y は K 種類の要素を持つ学習データ \mathbf{y} を、 -1 と 1 のみの行列として書き直したものである。次に、葉ノード t においてラベルが k である建物数を N_{kt} として表すと、 N_{kt} は

$$N_{kt} = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n (1 + Y_{ik}) z_{it}, \quad \forall k \in \mathcal{K}, \forall t \in \mathcal{T}_L \quad (11)$$

として表すことができる。

(3) 誤判別の重みを考慮した損失関数

各葉ノードには K 種類のラベルの中から一つのラベルが与えられるものとする。このとき、葉ノード t のラベルには、 t に分類された建物の中から最も多くの建物が持つラベルを割り当てる。葉ノード t のラベルを c_t で表すと、各葉ノードのラベルを次のように決める。

$$c_t = \operatorname{argmax}_{k \in \mathcal{K}} \{N_{kt}\} \quad (12)$$

c_t は、葉ノード t についてラベルが k であれば 1、それ以外の場合には 0 をとるような c_{kt} を要素とする $|\mathcal{K}| \times |\mathcal{T}_L|$ の行列としても表すことができる。すなわち、各要素が、

$$c_{kt} = \begin{cases} 1, & \text{if label of } t \text{ is } k \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad \forall k \in \mathcal{K}, \forall t \in \mathcal{T}_L \quad (13)$$

で表される行列を考える。

ここで学習データから分類木を作成した際、葉ノード t に与えられたラベル c_{kt} と建物が元々持っているラ

ベルが一致しない建物も生じる。例えば、「健全である」と「健全でない」という 2 種類の健全度ラベルによって評価された建物から分類木を作成した場合に、異なるラベルが付いた建物を葉ノードにおいて完全に分類できず、元々のラベルが「健全でない」にもかかわらず、分類木上では「健全である」として判断されるような建物も生じる可能性があり、逆の可能性も有り得る。このとき、建物の安全性の判断基準として分類木を用いる際には、「健全でない」ものを「健全である」と判断することは、建物を安全に使用するためには避けなければならない重大な誤判別である。本研究では、この避けなければならない誤判別に対して相対的に大きな重みを設定するような誤判別重み行列 ρ を導入する。この行列は、建物が元々持っているラベルは k' であるが、分類木上では $k (k \neq k')$ と判断された誤判別のそれぞれに対して重みを設定するものであり、 $|\mathcal{K}| \times |\mathcal{K}|$ の行列として次のように表す。

$$\rho = \begin{bmatrix} 0 & \rho_{12} & \cdots & \rho_{1K} \\ \rho_{21} & 0 & \cdots & \rho_{2K} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \rho_{K1} & \rho_{K2} & \cdots & \rho_{KK} \end{bmatrix} \quad (14)$$

この行列の対角要素は全て 0 であり、建物のラベルと分類木上のラベルが一致した場合には誤差として数えない。それ以外の要素は、建物と決定議場の全てのラベルの組み合わせに対して重みを定義することができる。ただし、 ρ の対角要素を除くすべての要素を 1 と設定したものは、従来手法の OCT⁽²⁾ と等価である。

葉ノード t に分類された建物のラベルから式(12)に従って、 t にラベル k が割り当てられたとき、そこに分類された建物の中で、実際と異なるラベルが割り当てられた建物の数 L_t は、

$$L_t = \sum_{k' \in \mathcal{K} \setminus k} N_{k't}, \quad \forall t \in \mathcal{T}_L \quad (15)$$

で表される。この式を下に、葉ノード t に k のラベルが割り当てられたときに、このラベルと一致しない誤判別の程度を表す損失関数を、

$$L_t = \sum_{k' \in \mathcal{K} \setminus k} \rho_{k'k} N_{k't}, \quad \forall t \in \mathcal{T}_L \quad (16)$$

として表す。例えば、 $\rho_{k'k} = 1$ と設定した場合には、ラベル k' を持つ建物を k と判断することの重みは、誤判別された建物が 1 棟存在することに相当する。 $\rho_{k'k} = 2$ とした場合には、この誤判別は建物 2 棟分の誤判別があるため、最適化問題を解く過程において、この誤判別の発生が回避されることになる。

以上の定式化を下に、誤判別の重みを考慮した重み付き最適分類木【WOCT】の決定問題は次のような混合整数計画問題として記述することができる。

【WOCT】

$$\min \frac{1}{\hat{L}} \sum_{t \in \mathcal{T}_L} L_t + \alpha \sum_{t \in \mathcal{T}_B} d_t \quad (17)$$

s.t

$$L_t \geq \sum_{k' \in \mathcal{K} \setminus k} \rho_{kk'} N_{k't} - n(1 - c_{kt}), \quad \forall k \in \mathcal{K}, \forall t \in \mathcal{T}_L \quad (18)$$

$$L_t \leq \sum_{k' \in \mathcal{K} \setminus k} \rho_{kk'} N_{k't} + nc_{kt}, \quad \forall k \in \mathcal{K}, \forall t \in \mathcal{T}_L \quad (19)$$

$$N_{kt} = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n (1 + Y_{ik}) z_{it}, \quad \forall k \in \mathcal{K}, \forall t \in \mathcal{T}_L \quad (20)$$

$$\sum_{k' \in \mathcal{K}} c_{kt} = l_t, \quad \forall t \in \mathcal{T}_L \quad (21)$$

$$\mathbf{a}_m^\top \mathbf{x}_i \geq b_m - (1 - z_{it}), \quad i = 1, \dots, n, \forall t \in \mathcal{T}_B, \forall m \in \mathcal{A}_L(t) \quad (22)$$

$$\mathbf{a}_m^\top \mathbf{x}_i + \epsilon \leq b_m + (1 + \epsilon_{\max})(1 - z_{it}), \quad i = 1, \dots, n, \forall t \in \mathcal{T}_B, \forall m \in \mathcal{A}_R(t) \quad (23)$$

$$\sum_{t \in \mathcal{T}_L} z_{it} = 1, \quad i = 1, \dots, n \quad (24)$$

$$z_{it} \leq l_t, \quad i = 1, \dots, n, t \in \mathcal{T}_L \quad (25)$$

$$\sum_{i=1}^n z_{it} \geq N_{\min} l_t, \quad t \in \mathcal{T}_L \quad (26)$$

$$\sum_{j=1}^p a_{jt} = d_t, \quad t \in \mathcal{T}_B \quad (27)$$

$$0 \leq b_t \leq d_t, \quad t \in \mathcal{T}_B \quad (28)$$

$$d_t \leq d_{p(t)}, \quad t \in \mathcal{T}_B \quad (29)$$

$$z_{it}, l_t \in \{0, 1\}, \quad i = 1, \dots, n, t \in \mathcal{T}_L \quad (30)$$

$$a_{jt}, d_t \in \{0, 1\}, \quad i = 1, \dots, n, t \in \mathcal{T}_B \quad (31)$$

$$L_t \geq 0, N_{kt} \geq 0, \quad k \in \mathcal{K}, t \in \mathcal{T}_L \quad (32)$$

式 (17) で表される目的関数の第 1 項は、式 (16) で表される損失関数、第 2 項は分岐条件が設定されるノードの数であり、【WOCT】は、それらの合計を最小にするような最適分類木を求めるような問題である。ただし、式 (17) 中の \hat{L} は CART などの事前分析を実施し、各葉ノードについて式 (16) を計算し、全ての葉ノードで合計した値を用いる。すなわち、 L_t の値は分類する全体のサンプルサイズに応じて変わるため、出来る限り $[0, 1]$ の間に基準化するため \hat{L} で割った値を目的関数に用いる。また、第 2 項中の α は任意の正の定数である。

式 (17) の第 1 項は分類木の精度、第 2 項は分類木の複雑さを表しており、第 1 項が小さいほど誤判別が少ないため分類木の精度は高く、第 2 項が小さいほど分岐条件を設定する枝ノードが少ないため分類木はシンプルである。したがって、 \hat{L}, α は、分類木の精度と複雑さとの間に生じるトレードオフを調整するものである。式 (17) の第 2 項中の $\sum_{t \in \mathcal{T}_B} d_t$ を大きくするほど、分岐

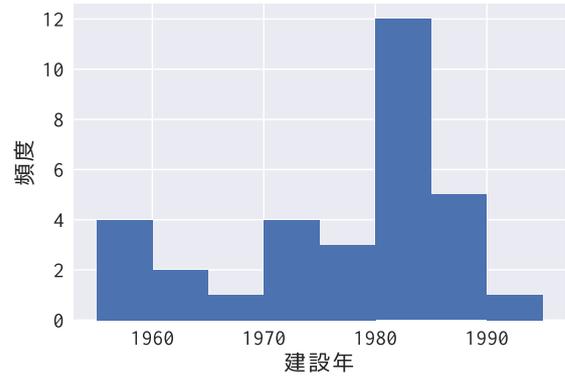


図-2 調査対象建物の建設年度の分布

条件が設定されるノードが増えるため、分類による精度は高まるが、分類木は複雑なものとなる。ここで α を大きくすると、 $\sum_{t \in \mathcal{T}_B} d_t$ の増加が目的関数に反映されやすくなるため、 $\sum_{t \in \mathcal{T}_B} d_t$ をより小さくするような d_t が選ばれ、シンプルな分類木を作成できる。逆に、 α を小さくすると、 $\sum_{t \in \mathcal{T}_B} d_t$ の増加は目的関数に反映されにくくなり、複雑ではあるが第 1 項の精度を高めるような分類木を作成できる。

【WOCT】は制御変数に整数を含む混合整数計画問題であるため、極力、線形式で表現することによって計算時間を短縮する。そのため、式 (16) と等価な線形制約式 (18),(19),(32) を用いる。また、制約条件式 (8),(9) を書き換えたものが、式 (23),(25) である。すなわち、全ての入力変数 \mathbf{X} が 0 と 1 の間で基準化されており、かつ、式 (1),(3) の制約条件式を考えているため、式 (9) の右辺は 1 より大きくなることはない。したがって、式 (9) の右辺の正の定数 $M_R = 1$ とすれば十分であると考え、(25) を用いる。また、式 (8) では等号を含まない制約条件式であるため、左辺と右辺に十分小さな実数 ϵ を考え、式 (23) のように書き換えた。

3. 劣化調査の内容と結果

本研究では、2017 年 8 月 22 日から 2018 年 1 月 23 日の間、複数回に分けて、松山市内の市庁舎、保育園、小学校を含む鉄筋コンクリート造の建物 32 棟について詳細な劣化調査を実施した。各建物について、(1) 建物外観の目視調査、(2) コンクリートコアの圧縮強度試験、(3) 中性化試験および (4) コンクリートの鉄筋かぶり厚さと鉄筋腐食度の確認を実施した。今回、調査対象となった建物は、最も古いもので 1955 年に建設されており、最新のものでも 1994 年に建設された建物であった (図-2)。公共施設の耐用年数の一つの目安として、財務省による「減価償却資産の耐用年数に関する省令」¹⁷⁾

表-1 外観劣化症状による劣化度の判定

劣化度	外観の劣化症状
健全	目立った劣化症状はない。
軽度	鉄筋に沿う腐食ひび割れは見られないが、乾燥収縮による幅 0.3mm 未満のひび割れや錆汚れなどが見られる。
中度	鉄筋腐食によると考えられる幅 0.5mm 未満のひび割れが見られる。
重度	腐食鉄筋による幅 0.5mm 以上のひび割れ、浮き、コンクリートの剥落や鉄筋の露出が見られる。

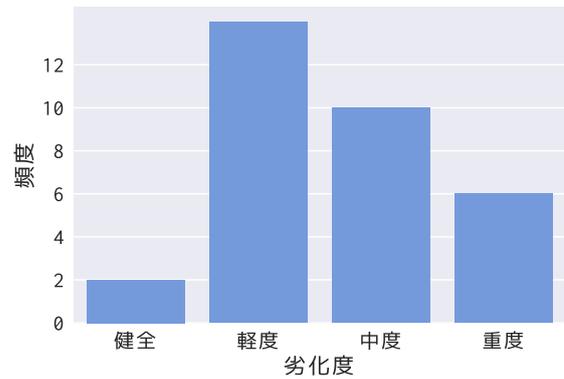


図-3 外観目視の調査結果

においては、例えば、鉄筋コンクリート造で事務所用の建物の耐用年数は 50 年とされており、今回の調査対象となった 32 棟の建物の内、2018 年現在、この耐用年数を超えている建物は 6 棟ほど存在した。

(1) 建物外観の目視調査

建物の外観から確認可能なコンクリートのひび割れ、剝離・剝落、不同沈下の有無など建物の安全性に影響を与える可能性のある劣化症状について目視により確認した。コンクリートのひび割れは、壁から約 1m 離れた場所から目視し、顕著なひび割れが確認できた場合には写真撮影やスケッチによって図面に記録した。これらの情報を下に、日本建築学会による鉄筋コンクリート造建築物の耐久性調査・診断および補修指針(案)・同解説¹⁸⁾の判断基準に基づいて、建物外観の劣化症状から 4 段階に分けて劣化度(表-1)を判定した。

建物の外観調査の結果、得られた劣化度のヒストグラムを図-3 に示す。幅 0.3mm 未満のひび割れなど軽微な劣化症状が見られたため、「軽度」の劣化度として判定された建物が最も多く、13 棟の建物が該当する。「重度」の劣化度として判定された建物も 6 棟ほど見られ、コンクリート内部の鉄筋の露出、または不同沈下といった劣化症状が見られた。

(2) コンクリートコアの圧縮強度試験

次に、各建物を構成する鉄筋コンクリートの圧縮強度を把握するために、図-4 に示すように柱や壁の一部をコアとして採取し、JIS A 1107「コンクリートからのコアの採取方法及び圧縮強度試験」に基づく圧縮強度試験を実施した。

今回の調査においては、同一の建物から複数のコアを採取し、それぞれの圧縮強度を図-5 のような圧縮強度試験によって求めた。ただし、JIS A 1107 に基づき、採取したコアの高さと直径の比が 1.90 以下の場合には、



図-4 コア採取の様子

試験で得られた圧縮強度に補正係数を乗じた圧縮強度を用いた。同じ建物でも採取したコアに応じて圧縮強度が異なるため、圧縮強度の平均値と分散から下式で定義される推定強度 $\hat{\sigma}_i$ を用いる。

$$\hat{\sigma}_i = \bar{\sigma}_i - \frac{sd_i}{2} \tag{33}$$

ただし、 $\bar{\sigma}_i$ は、建物 i から採取したコアの圧縮強度の平均値、 sd_i は標準偏差である。

図-6 に今回の調査対象となった建物について、式(33)を用いて算出した推定強度を示す。多くの建物が推定強度 15N/mm^2 から 25N/mm^2 の間に分布していることがわかる。日本建築防災協会から発行されている既存鉄筋コンクリート造建築物耐震基準および耐震改修設計指針¹⁹⁾によると、適用する建物の圧縮強度の下限値は 13.5N/mm^2 とされ、推定強度が 13.5N/mm^2 未満の場合には低強度コンクリートと呼ばれている。近年、低強度コンクリートが実際に存在することが明らかになっており、耐震補強に関する研究が進められている²⁰⁾。今回の調査対象とした建物の中でも、この低強度コンクリートに該当する建物は 3 棟ほど見られた。

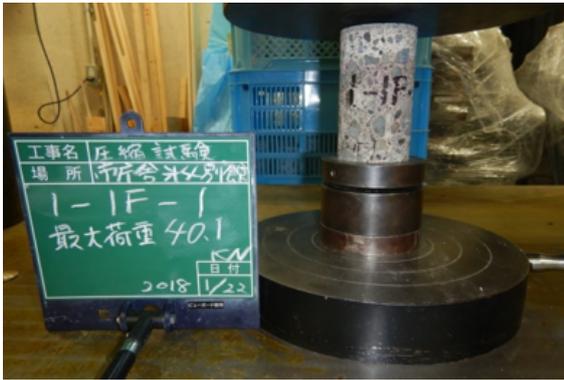


図-5 圧縮強度試験の様子



図-7 中性化試験の様子

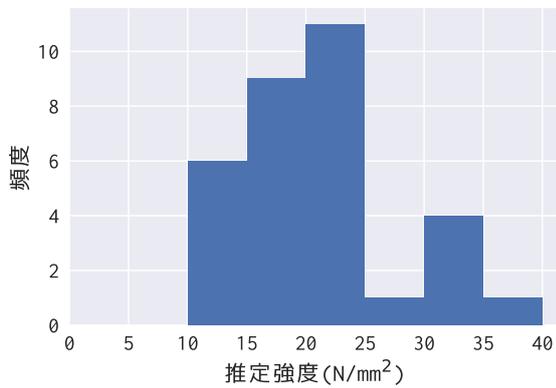


図-6 推定強度の分布

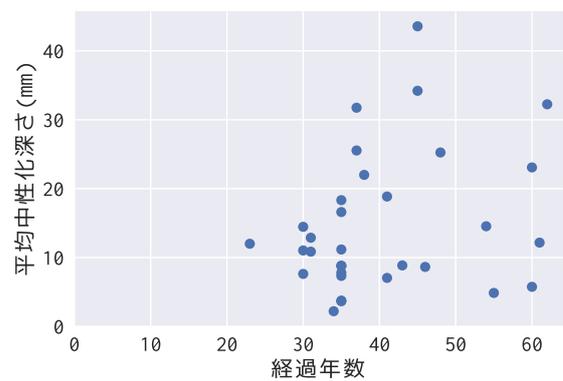


図-8 経過年数と中性化深さとの関係

(3) コンクリートコアの中性化深さ

採取したコアの中性化深さを調べるため、中性化試験を実施する。コンクリートはセメントの水和によって生じた水酸化カルシウムによって、pH12以上の強アルカリ性を示している。そのため、建物を支える鉄筋コンクリート中の鉄筋は、空気中の二酸化炭素から守られ、錆が生じにくい環境にある。しかし、長い年月、コンクリートが大気中の二酸化炭素に触れることによって、炭酸カルシウムが生成され、コンクリートのpHが低下して中性化していくと、鉄筋コンクリート内部の鉄筋が酸化し、腐食しやすくなることが知られている。中性化試験は、鉄筋コンクリートの表面から中性化したコンクリートの深さを調べる試験である。今回の調査では、各建物から採取したコアに対して、JIS A 1152:2011「コンクリート中性化深さの測定方法」に記載されているフェノールフタレイン溶液を試薬として中性化深さを計測した(図-7)。

図-8に建物の経過年数と中性化深さ(mm)との関係を示す。中性化深さは、経過年数の平方根に比例することが知られており^{21), 22)}、国立市においては、中性化深さが表面から鉄筋に到達するまでの年数の推定などに

用いられている⁵⁾。今回の調査結果(図-8)では、経過年数が比較的、小さくても中性化が深くまで進行している建物も見られた一方で、50年が経過しても10mm以下の中性化深さを保っている建物まで様々であることが明らかになった。中性化が進行する速度に特に影響を及ぼす要因としては、水セメント比、単位セメント量、施工程度(空隙)、仕上材の有無および種類、環境条件²³⁾や大気中の二酸化炭素²⁴⁾が挙げられる。そのため、経過年数に比べて平均中性化深さが深くなっているような建物については、今後も進行しやすいと考えられるため、詳細な調査を実施するなど早期の対策が望まれる。

(4) コンクリートコアの鉄筋腐食度と鉄筋のかぶり厚さ

鉄筋のかぶり厚さおよび腐食度を確認するために、建物の柱の一部をはつり(図-9)、内部にある鉄筋の腐食状況を確認した。腐食状況は、目視で確認し、鉄筋の面積に対して腐食している面積の割合を鉄筋腐食度として定義した。各建物について2箇所以上で調査し、それぞれの調査箇所計測した鉄筋の腐食度の平均値を建物の値として用いた。



図-9 はつり調査の様子

また、鉄筋のかぶり厚さは各はつり箇所についてコンクリートの表面から内部の鉄筋までの距離を計測した。ただし、表面から鉄筋までの深さからモルタル部の厚さを差し引いたものを鉄筋のかぶり厚さとした。

はじめに建物ごとの経過年数と鉄筋腐食度との関係を図-10に示す。ここでも中性化深さと同様に、経過年数の鉄筋腐食度との間に明示的な相関関係はなく、経過年数が小さくとも鉄筋の腐食が進んでいる建物や、その逆の建物も見られた。ただし、経過年数が30年から40年の間にある建物は、鉄筋腐食度のバラツキが大きい。次に、図-11に、かぶり厚さと鉄筋腐食度との関係を示す。今回の調査した建物からは、鉄筋かぶり厚さが20mmより小さい建物は見られなかった。図-11中には、近似曲線と50%の信頼区間も示しており、鉄筋のかぶり厚さが大きくなるほど、鉄筋腐食度も下がるという負の相関が見られるものの、非常に弱い相関である。それよりも同じ鉄筋かぶり厚さであっても建物によって腐食度が大きく異なるため、個体差の影響が大きいといえる。ただし、鉄筋かぶり厚さが40mm以下の建物については、比較的、鉄筋腐食度が大きいものが多いといえる。逆に、鉄筋のかぶり厚さが40mm以上の建物であっても、腐食が進行しているものが見られ、かぶり厚さを大きくすることで腐食を防ぎきることができていないことがわかる。

4. 重み付き最適分類木による分類

前章で述べた調査結果を用いて、Gurobi Opimizer²⁵⁾を用いてWOCTを解き、建物ごとの目標使用年数を決める分類木を作成した。分類木を作成するために用いた入力変数は、建設年、推定強度、平均中性化深さ、外観目視の調査結果である。また、分類木の目標変数として目標使用年数を用いた。ただし、目標使用年数は、

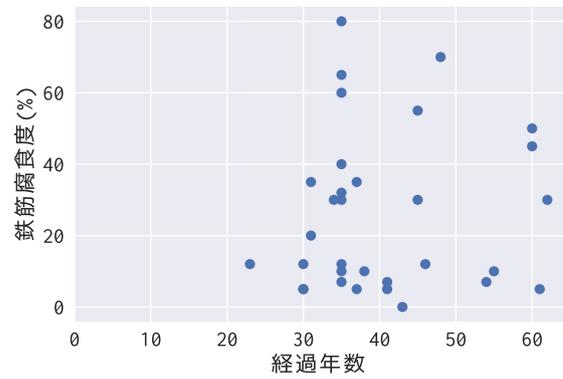


図-10 経過年数と鉄筋腐食度との関係

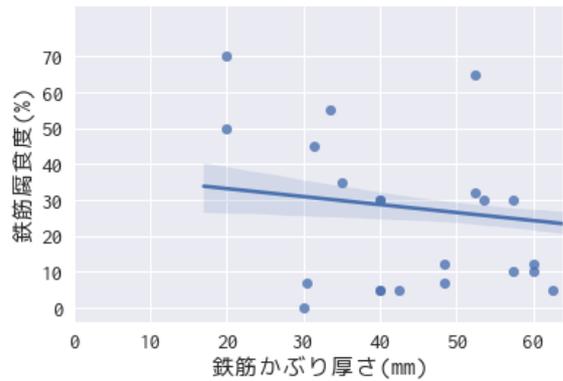


図-11 鉄筋かぶり厚さと鉄筋腐食度との関係

既往の計画⁵⁾に従い、I)60年未満、II)60年以上80年未満、III)80年以上の3段階に分け、調査結果や現地調査を下に熟練した1級建築士1名によって判断された結果を目標変数の学習データとして用いた。

(1) 最大深さ $D = 2$ の分類木

a) 重みなし最適決定木 (OCT)

はじめに分類木の最大深さを $D = 2$ とし、誤判別に対して同一の重みを与えた場合 (ρ の対角要素を除く全ての要素を1に設定した) のOCTを図-12に示す。図-12中の各枝ノード1から3には、上からノード番号、分岐条件が記されており、葉ノード4から7には上からノード番号、各目標使用年数に該当する建物数、その葉ノードに割り当てられた目標使用年数ラベルを示している。ただし、建物数は左から目標使用年数がI)、II)、III)に該当する建物数が記載されており、式(12)に従い、その中から建物数が最も多かったラベルを、その葉ノードのラベルとして割り当てた。

図-12では、最初に外観目視調査の結果によって建物が分類され、劣化度が重度より低い(中度以下の)劣化症状が見られた場合には枝ノード2に分類される。一

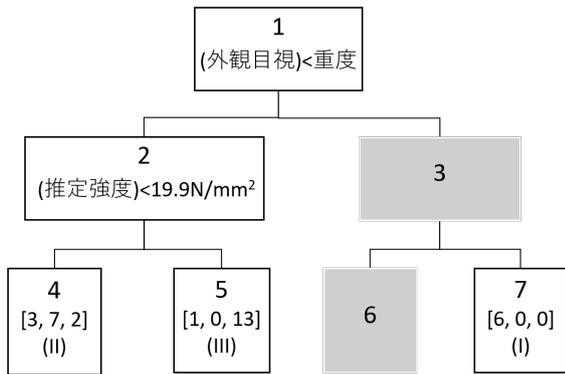


図-12 最適分類木 ($D = 2$, 重みなし)

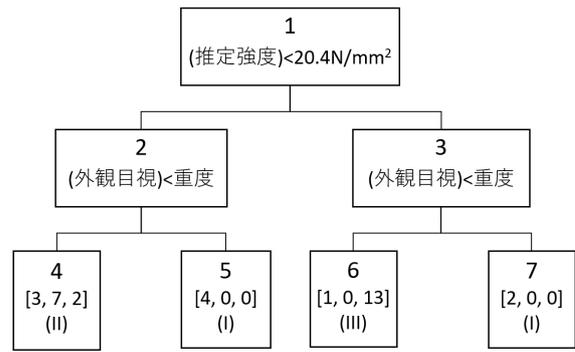


図-13 CART による分類木 ($D = 2$)

方、重度の劣化症状が見られた場合は枝ノード 3 に分類されるが、枝ノード 3 には分岐条件が設定されていないため ($d_3 = 0$)、葉ノード 7 で判断し、そこに分類されている建物の目標使用年数から I)60 年未満のラベルを割り当てる。

外観目視調査の結果、劣化度が中度以下の劣化症状が見られた建物については、枝ノード 2 において推定強度によって分類され、 19.9N/mm^2 より小さければ葉ノード 4 に、それよりも強度がある場合には葉ノード 5 に分類される。葉ノード 4 に分類された建物のラベルで最も多いのは、目標使用年数が II)60 年以上 80 年未満の建物であり、葉ノード 4 のラベルは II)である。しかし、この葉ノードには目標使用年数が I)60 年未満の建物が 3 棟、III)80 年以上の建物も 2 棟だけ含まれている。これは、今回の対象以外の建物の入力変数を下に、図-12 を用いて分類した場合、葉ノード 4 の条件に当てはまる建物は II)60 年以上 80 年未満の建物となるが、実際には劣化が進行しているような建物も含まれる可能性が高いことを意味している。

枝ノード 2 において推定強度が 19.9N/mm^2 よりも大きい建物は葉ノード 5 に分類される。このノードに分類された建物 14 棟の内、13 棟の目標使用年数は III)80 年以上であり、この葉ノードには III)80 年以上のラベルが割り当てられる。ただし、ここでも目標使用年数が I)60 年未満の建物が 1 棟だけ含まれており、劣化の進んだ建物に対して目標使用年数を III)80 年以上と判断してしまう可能性が高い。今回、葉ノード 5 に分類された I)のラベルを持つ建物は、推定強度、外観目視の調査結果ともに良好ではあるが、はつり調査からコンクリート内部の鉄筋腐食の進行が確認されたため、I)60 年未満と判断されている建物である。

図-12 の分類木全体の精度は、32 棟の内 26 棟、約 $82\%(= 26/32)$ の建物が、実際のラベルと分類木上の葉ノードのラベルとが一致しており、精度の高い分類木で

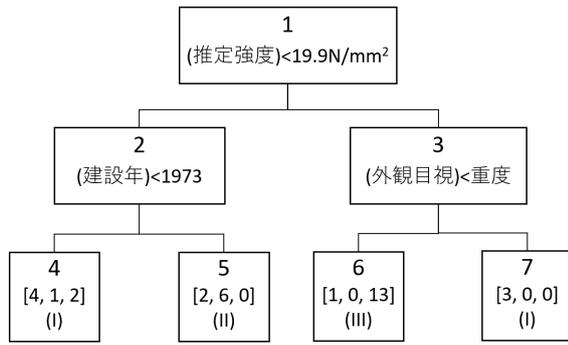
あるといえる。実際のラベルと分類木上のラベルが一致していない残り 6 棟の建物について見ると、分類木上、実際のラベルよりも目標使用年数がより長く (より安全である) 判断されている建物が全部で 4 棟もあり、建物の補修・改修、建替または廃止について検討すべき建物を見落とす可能性がある。

b) OCT と CART との比較

次に図-13 との比較のため、入力変数、目標変数と分類木の最大深さ ($D = 2$) を同じ条件で設定し、CART によって求めた分類木を図-13 に示す。ただし、CART は機械学習ライブラリの Scikit-learn²⁶⁾ を用いて計算し、木構造の分類基準はジニ係数を用いた。図-13 では、まず推定強度 20.4N/mm^2 を基準に分類され、次に外観目視の調査結果によって分類される。

推定強度が 20.4N/mm^2 よりも小さく、外観目視調査の結果が中度以下の場合には、葉ノード 4 に分類される。葉ノード 4 には、目標使用年数は II)60 年以上 80 年未満のラベルが割り当てられる。一方、推定強度が 20.4N/mm^2 よりも小さく、外観目視の調査結果、劣化症状が重度であった建物は葉ノード 5 に分類され、目標使用年数は I)60 年未満に分類される。ここで葉ノード 4 については、図-12 と同様のサンプルサイズが分類されており、一つの葉ノードに対して複数のラベルを持つ建物が含まれているため、図-12 と同様の問題が生じているといえる。根ノード 1 において推定強度が 20.4N/mm^2 以上であった建物で、外観目視調査の結果、劣化度が中度以下と判断された建物については、III)80 年以上の目標使用年数と判断され、逆に、劣化度が重度の場合には 60 年未満と判断される。葉ノード 6 に目標使用年数が I)60 年未満の建物が分類されているのは、図-12 と同様にコンクリート内部の鉄筋腐食が確認された建物である。

図-13 においても、分類木全体で約 $82\%(= 26/32)$ の建物が、実際のラベルと分類木で分類された葉ノードのラベルとが一致しており、図-12 と同程度の精度が得

図-14 重み付き最適分類木 ($D = 2$)

られている。また、各葉ノードに割り当てられた建物やラベルについても同様の傾向が見られ、OCTと類似の構造を持った分類木が得られている。しかし、OCTにおいて目的関数式(17)の第2項によって、建物を分岐させる枝ノード($d_i = 1$ となる枝ノード)の数が少なくなるような定式化がなされている。そのため、CARTによって求められた図-13では分岐条件を設定したノードの数が3個あるのに対して、図-12では、2個のみである。したがって、OCTは、より少ない分岐条件を持ち、CARTと同等以上の精度を持つ分類木を求める際に適した手法であるといえる。

c) 重み付き最適分類木 (WOCT)

重大な誤判別に対して、より大きな重みを設定した誤判別重み行列を与えたときの分類木を図-14に示す。具体的には、建物が持っているラベルよりも、分類木によるラベルの方が目標使用年数が長いと判断される方が重大な誤りであると考え、次のような誤判別重み行列 ρ を設定する。

$$\rho = \begin{array}{ccc|c} 0 & 2 & 2 & \text{I)} \\ 1 & 0 & 2 & \text{II)} \\ 1 & 1 & 0 & \text{III)} \end{array} \quad (34)$$

I) II) III)

今、目標使用年数に関して3種類のラベルI), II), III)がある中で、例えば、分類木上II)60年以上80年未満であるが、実際の建物のラベルはIII)60年以上であったときに場合の重みを1と設定し、 $\rho_{32} = 1$ として表す。これは目標使用年数が短くなるほど、建物の状況に関して、より詳細な検討がなされるため、実際にはIII)であるものがII)と判断されたとしても、比較的、問題ではないと考えるからである。逆に、実際のラベルがI)60年未満であり、改修や建替も含めた詳細な調査を必要としているにも関わらず、分類木によって、より長い目標使用年数であるラベルII), III)として判断されることは避けなければならないと考え、 ρ 中の $k < k'$ を満

たす要素については、誤判別による重みを2倍に設定した($\rho_{12} = \rho_{13} = \rho_{23} = 2$)。この設定の下で求めた分類木を図-14に示す。

重み付き最適分類木(図-14)においては、はじめに推定強度によって分類される点は、図-12と同様であるが、推定強度が 19.9N/mm^2 以下である建物は建設年によって分類される点が異なる。推定強度が 19.9N/mm^2 よりも小さく、かつ建設年が1973年より前に建設された建物は、目標使用年数I)60年未満の葉ノードに分類される。それ以降に建設された建物は目標使用年数II)60年以上80年未満に分類される。一方、推定強度が 19.9N/mm^2 以上の建物については、外観調査結果によって分類され、劣化度が中度以下の建物は目標使用年数が80年以上、劣化度が重度である建物は目標使用年数が60年未満の葉ノードに分類される。

この分類木の精度は約82%(=26/80)であり、OCTやCARTと同程度の精度であることが確認できる。しかし、自らの持つラベルよりも、分類木上、安全であると判断される建物の数は、OCT, CARTでは4棟あったものが、WOCTでは3棟に減少している。図-12と図-14を比較すると、OCTでは推定強度が 19.9N/mm^2 より小さい強度である建物については外観目視で分類していたのに対して、WOCTでは建設年で分類している点に違いがある。これによりラベルがI)と判断される葉ノードを増やすことによって重大な誤判別が起こるのを防いでいる。すなわち、古い建物について目標使用年数をI)60年未満と判断することが、結果的に、重大な判別を防ぐ上で有用であることを意味している。

(2) 最大深さ $D = 3$ の分類木

a) 最適分類木および重み付き最適分類木

全ての誤判別で同一の重みに設定し、最大深さを $D = 3$ としたときの最適分類木を図-15に示す。全体を見ると、約97%(=31/32)の建物が正しいラベルに割り当てられており、高い精度を持つ分類木であるといえる。誤判別は葉ノード10のみで起きており、それ以外の葉ノードでは分類木上のラベルと建物の実際のラベルが一致している。図-15において目標使用年数が最も低いI)60年未満に分類され、劣化が進行していると判断されるための条件は、次の4つのうちのどれかである。

- 推定強度が 14.4N/mm^2 以下であり、建設年が1955以降に建設された建物(葉ノード9)
- 推定強度が 14.4N/mm^2 以上 19.9N/mm^2 以下であり、外観の劣化度が重度の建物(葉ノード11)
- 推定強度が 19.9N/mm^2 以上、鉄筋腐食度が35%以下であっても、外観の劣化度が重度の建物(葉ノード13)
- 推定強度が 19.9N/mm^2 以上であっても、鉄筋腐食

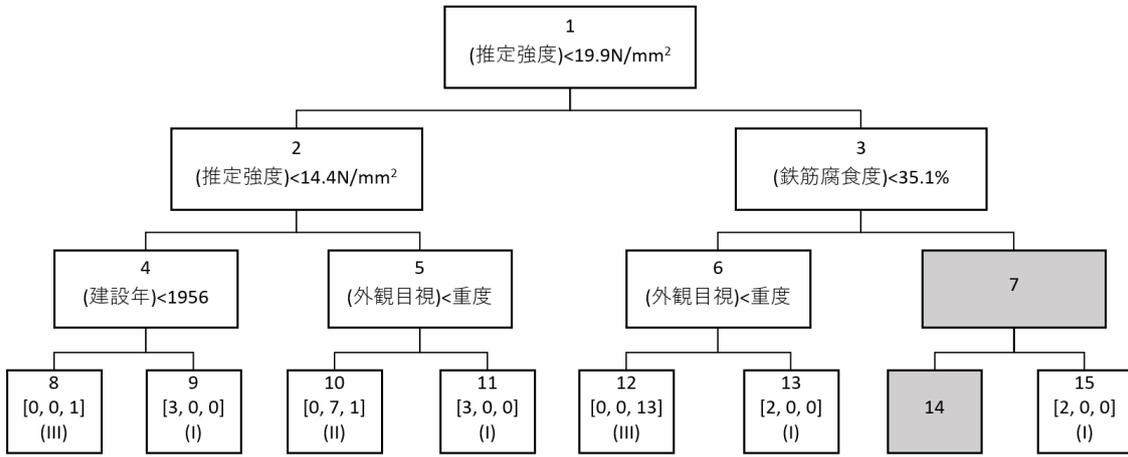


図-15 最適分類木および重み付き最適分類木 ($D = 3$)

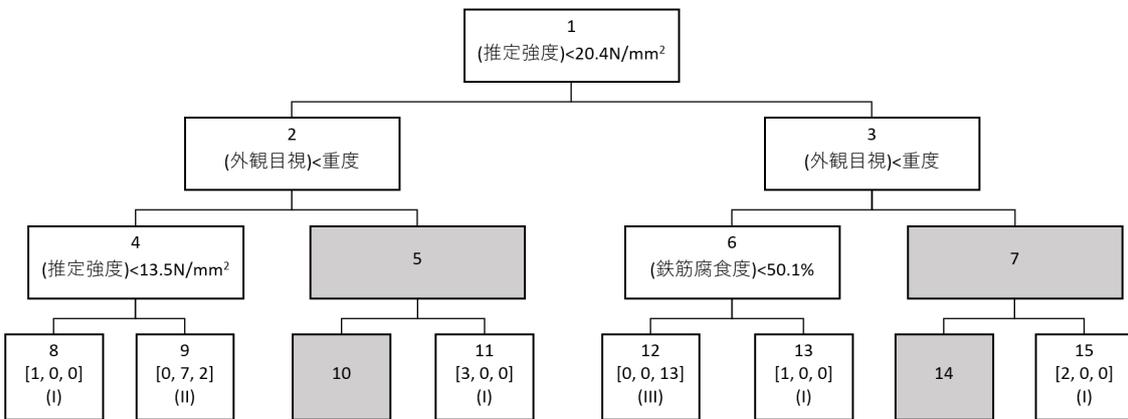


図-16 CART による分類木 ($D = 3$)

度が 36% 以上の建物 (葉ノード 15)

すなわち、外観から目視しただけでも確認できるような著しい損傷がある建物は、目標使用年数を I)60 年未満として補修や建替、廃止を優先的に検討する建物として選ぶべきであるといえる。

一方、目標使用年数が最も大きい III)80 年以上に分類される条件は、

- 推定強度が 19.9N/mm^2 以上、鉄筋腐食度が 35% 以下であり、外観目視が中度以下の建物 (葉ノード 12) である。このように、分類木を用いることによって、建物が各目標使用年数に割り当てられる条件を整理できる。また、式 (34) の設定の下で WOCT を求めた結果、図-15 と、ほぼ同一の分類木が得られた。その理由としては、図-15 では、ほぼ全ての建物が正しいラベルに分類されていることや、分類木上の分類が実際の建物の目標使用年数も長いと判断される重大な誤判別が発生しなかったため OCT と WOCT との間に違いが見られなかったものと考えられる。

b) WOCT と CART との比較

最大化深さ $D = 3$ として CART によって求めた分類木を図-16 に示す。分類木全体の精度は、約 94% (= 30/32) という高い精度が達成されているが、図-15 と比較すると精度は低い。また図-16 から、推定強度に関わらず外観目視の結果が重度と判断されているものについては、全てが目標使用年数 I)60 年未満の葉ノードに分類されている。また、外観目視が中度以下であっても、推定強度が 13.5N/mm^2 以下 (葉ノード 8) や、鉄筋腐食度が 50.1% 以上 (葉ノード 13) である場合には、ラベル I) に分類される。

以上をまとめると、OCT による分類木の作成は、CART と同等の精度を保ちつつ、より判断基準の少ないシンプルな分類器を求めることが可能である。また、今回、提案した判別誤差に対して重みを導入することによって、割り当てられた目標使用年数が 60 年未満であるにも関わらず、分類木上で、より長い目標使用年数に分類されるのを防ぐことができることが示された。

5. まとめ

本研究では、分類木を作成する際の学習段階で生じる特定の誤判別を避けることが可能な重み付き最適分類木モデルを提案した。また、愛媛県松山市の公共施設を対象にコンクリートコアの圧縮強度試験、中性化試験といった劣化調査を実施し、劣化に関わる建物の現状を把握するとともに、それらの調査結果から建物の目標使用年数を分類するような分類木の作成に適用した。その結果、誤判別の重みを考えない最適決定木や CART といった従来手法から作成された分類木では、より長い目標使用年数に分類される(実際よりも安全であると判断される)ような誤判別の発生が見られたが、本研究で提案した WOCT によって、そのような誤判別が少なくなっていることを確認した。また、通常の OCT, WOCT とともに、CART と同等以上の精度が得られることが確認された。WOCT における過学習の可能性も考えられるが、OCT に関する既存研究では過学習が起きにくいことが確認されており¹²⁾、WOCT においても起こりにくいと思われる。今後は、新たな建物の入力変数に対して、どの程度の精度が保証されるのか、確認する必要がある。

本研究で提案した重み付き最適分類木は、公共施設だけでなく、橋梁など他の社会インフラについて安全性に関わる慎重な判断が必要とされる意思決定への応用や専門家の判断過程の可視化に役立つと期待される。また、今回の適用対象では、枝ノードにおける分岐条件 b_i を内生変数として与えたが、実際には、コンクリートの圧縮強度などには設計基準が存在し、現場では既に決められた値を基準にして分類されることも多い。本研究で提案した WOCT は、特定の入力変数に対して b_i の値を外生的に与えるような制約条件式を追加することにより、こうした基準を取り入れることも容易であり、様々な応用が期待される。

参考文献

- 1) 浅野純一郎, 時田諭成: 地方都市における公共施設統廃合の実態と計画的施設再配置への適合に関する研究, 都市計画論文集, Vol.52, No.3, pp.961-968, 2017.
- 2) 山田孝彦, 秀島栄三, 長野直之: 公共施設等総合管理計画の計画策定の初期事例における全庁的な取組に関する考察—豊明市を事例として—, 土木学会論文集 D3, Vol.72, No.5, pp.I505-I514, 2016.
- 3) 永田麻由子, 小泉秀樹, 真鍋陸太郎, 大方潤一郎: 地方公共団体における公共施設マネジメントの取り組みに関する実態と課題-公共施設の総量削減手法と住民生活に与える影響に着目して-, 都市計画論文集, Vol.49, No.3, pp.663-668, 2014.
- 4) 神原明里, Irwan Setiawan, 羽鳥剛史: 公共施設の統廃合計画における施設削減に対する地域住民の受容条件に関する

- る研究, 土木学会論文集 D3, Vol.73, No.5, pp.I433-I443, 2017.
- 5) 国立市: 国立市公共施設保全計画—技術的見地からの建築物のあるべき保全について, 2015.
- 6) 土木構造物荷重指針連合小委員会 編: 構造工学シリーズ 18 性能設計における土木構造物に対する作用の指針, 土木学会, 2008.
- 7) Breiman, L., Friedman, I., Oshen, R., and Stone, C.: Classification and regression trees, Monterey, CA, Wadsworth and Brooks, 1984.
- 8) Quinlan, J.R.: Introduction of decision trees, Machine Learning, Vol.1, No.1, pp.81-106, 1986.
- 9) Quinlan, J.R.: C4.5: Programs for machine learning, Morgan, Kaufmann, 1993.
- 10) Bishop, C.M.: Pattern Recognition and Machine Learning, Springer-Verlag, 2006.
- 11) Segaran, T.: Programming Collective Intelligence -Building Smart Web 2.0 Applications-, O'Reilly, 2008.
- 12) Bertsimas, D. and Dunn, J.: Optimal Classification Trees, Machine Learning, Vol.106, No.7, pp.1039-1082, 2017.
- 13) Bennett, K.P.: Global tree optimization: A non-greedy decision tree algorithm, Computing Science and Statistics, Vol.14, pp.156-160, 1994.
- 14) Bennett, K.P. and Blum J.: Optimal decision tree, Rensselaer Polytechnic Institute Math Report No.214, 1996.
- 15) Norouzi, M., Collins, M. D., Johnson, M. A., Fleet, D. J., and Kohli, P.: Efficient non-greedy optimization of decision trees, Proceedings of the Advances in Neural Information Processing Systems 2015, Vol.28, pp. 17291737, 2015.
- 16) Hyafil, L., and Rivest, R. L.: Constructing optimal binary decision trees is np-complete. Information Processing Letters, Vol.5, No.1, pp.1517, 1976.
- 17) 財務省: 減価償却資産の耐用年数に関する省令, 電子政府の総合窓口 e-Gov. (http://elaws.e-gov.go.jp/search/elawsSearch/elaws_search/lsg0500/detail?lawId=340M50000040015) (accessed 2018.04.25.)
- 18) 日本建築学会: 鉄筋コンクリート造建築物の耐久性調査・診断および補修指針(案)・同解説, 1997.
- 19) 日本建築防災協会: 2001年改訂版既存鉄筋コンクリート造建築物の耐震診断基準・耐震改修設計指針・同解説, 2001.
- 20) 荒木秀夫, 根口百世, 南宏一: 低強度コンクリート建物の耐震補強に関する研究動向, コンクリート工学, Vol.52, No.2, pp.151-156, 2014.
- 21) 岸谷孝一: 鉄筋コンクリートの耐久性, 鹿島建設研究所出版部, 1963.
- 22) 日本建築学会: コンクリートの調合設計・調合管理・品質検査指針案・同解説, 1976.
- 23) 依田彰彦: コンクリート中の鋼材腐食の現状-中性化の影響-, コンクリート工学, Vol.19, No.3, pp.36-38, 1981.
- 24) 魚本健人, 高田良平: コンクリートの中性化速度に及ぼす要因, 土木学会論文集, No.442/V-17, pp.109-118, 1992.
- 25) Gurobi Optimization Inc.: Gurobi optimizer reference manual, 2017. (<http://www.gurobi.com/documentation/7.5/refman.pdf>) (accessed 2018.1.27)
- 26) Pedregosa, F., Varoquaux, G., Gramfort, A., Michel, V., Thirion, B., Grisel, O., Blondel, M., Prettenhofer, P., Weiss, R., Dubourg, V., Vanderplas, J., Passos, A., Cournapeau, D., Brucher, M., Perrot, M. and Duchesnay, E.: Scikit-learn: Machine Learning in Python, Journal of Machine Learning Research, Vol.12, 2011.

(平成 30 年 4 月 27 日 受付)

WEIGHTED OPTIMAL CLASSIFICATION TREE AND ITS APPLICATION TO THE PUBLIC FACILITY MANAGEMENT

Kazuaki OKUBO · Chun PANG-JO

The paper proposes a weighted optimal classification tree(WOCT) to classify condition ratings of public facilities. We can distinguish and avoid the fatal error, such as buildings in 'bad' condition are classified as 'good' condition, in WOCT. Furthermore, the deterioration survey was conducted on 32 public facilities in Matsuyama City, Ehime Prefecture. And we applied our method and found that it is possible to construct an optimal classification tree for careful judging so as to avoid fatal misclassification without degrading the accuracy of the classification tree.