

京都大学大学院工学研究科
都市社会工学専攻修士論文
令和3年2月



Master's Thesis
Department of Urban Management
Graduate School of Engineering
Kyoto University
February 2021

日常巡回情報と路面性状情報との
関係性を考慮した
道路舗装マネジメントに関する研究

京都大学大学院 工学研究科 都市社会工学専攻
都市社会計画学講座 計画マネジメント論分野
辻野 晴哉

要 旨

高度経済成長期に建設された土木施設の老朽化・劣化は深刻であり、維持管理費用の削減をしつつ利用者の安全を確保するための効率的な土木施設の維持管理が求められている。道路舗装に関しては舗装点検要領の改訂により、路面性状調査が原則として廃止され代わりに目視点検と日常点検を義務付けられた。本研究では、過去の路面性状調査から最適な補修戦略を考案し、実際の補修履歴の評価、さらに高頻度で行われている道路巡回業務から適切なマネジメント戦略を立案するための考察を行う。

本研究では、複数変数間の依存関係を条件付き確率で表現したネットワークモデルであるベイジアンネットワークモデルを用いることで、変状に関する依存関係の分析を行った。さらに、ロジスティック回帰分析モデルを用いることで、各区間におけるポットホールの発生や処置方法に相関があるとされる要素を見出した。

目次

第1章	はじめに	1
第2章	本研究の基本的な考え方	4
2.1	道路舗装補修戦略プロファイリング	4
2.2	実務における要請	5
第3章	ベイジアンネットワークモデル	6
3.1	依存関係視覚化のグラフィカルモデリング	6
3.2	ベイジアンネットワーク	7
3.3	因果独立	8
3.4	ベイジアンネットワークの統計的学習	9
3.5	ベイジアンネットワークの構造学習	10
3.6	情報量規準	11
3.7	アルゴリズム	11
第4章	データベースの概要	13
4.1	日常巡回データ	13
4.2	路面性状調査データ	14
第5章	分析	16
5.1	一次分析	16
5.2	ベイジアンネットワークの構築と考察	19
5.3	ロジスティック回帰分析を用いた適用事例	21
5.3.1	ポットホールの発生に関する分析	21
5.3.2	ポットホールの処置に関する分析	25
第6章	おわりに	29
	参考文献	31
付録A	ロジスティック回帰分析	付-1
A.1	ロジスティック回帰モデルとは	付-1
A.2	ロジスティック回帰分析とは	付-1

第1章 はじめに

近年、高度経済成長期に建設された土木施設の老朽化や劣化が進行している。例えば、国土交通省が管理する橋長 2m 以上の道路橋 73 万橋に対して、建設後 50 年以上経過した橋梁は全体の約 25 %、15 年後には約 60 %¹⁾ を占めると予測されており、老朽化が始まっていると思われる土木施設が急速に増加しているため、今後補修を行う必要のある土木施設も増加すると予想される。つまり、今後は維持管理費用が急激に増加していくと考えられる。そのため、限られた予算のもとでライフサイクルコストを低減化する最適な維持管理戦略を求めることが重要視されつつある。特に、土木施設のライフサイクルコスト費用評価を実施するためには、経年的な点検結果を施設横断的に蓄積するとともに、これらのデータを用いて将来の土木施設の劣化予測をすることが必要となる。

平成 29 年 3 月 国管理版 道路舗装点検要領²⁾ が改定され、これまで原則 3 年に 1 回の頻度で行われていた路面性状調査が規則として廃止された。その理由としては、路面性状調査から得られたデータが実際の道路舗装補修戦略の立案に繋がっていなかったことや、調査に要する費用が高額であったことが挙げられる。路面性状調査の廃止によって舗装のひび割れ率、わだち掘れ量や平坦性の値を定期的に得られなくなり、それらの値を用いて計算されていた、舗装の維持修繕の要否を判断する維持管理指数である MCI³⁾(維持管理指数) を定期的に獲得することが困難となっている。

表-1.1 MCI 評価による舗装修繕基準

維持管理指数	舗装修繕の判断
$MCI \leq 3$	早急に修繕が必要
$3 < MCI \leq 4$	修繕が必要
$4 < MCI \leq 5$	修繕を行うことが望ましい
$MCI > 5$	望ましい管理水準

さらに、5 年に 1 回程度以上の頻度を目安として舗装に関する目視点検を義務化されるようになったが、結果が十分蓄積しておらず、精度の検証も不十分である。一方、道路の保全を目的として、道路の異状や損傷等の危険要因を早期に発見・対処し、工事状況や不法使用の把握・指導をすることを目的に、定期的な日常巡回が行われている。そこでは、原則として平均交通量によって 1～3 日に 1 回程度の頻度でパトロールカーの車内より目視点検を行うこととなっている。しかしながら、近畿地方整備局が管理している一部主要道

路の日常巡回によって得られたデータはサーバーに蓄積されているものの、そのデータを有効活用出来るようなモデルはまだ確立されていないのが現状である。さらに、先述したようにMCIの値が定期的に獲得することが困難となった。よって、路面性状に関する情報を有効的に活用するため、日常巡回で得られたデータを用いたモデルを提案することが必要と考えられる。

ここで、近畿地方整備局が管理する主要道路の路線すべてを対象として、ライフサイクルコストに基づいた道路舗装の補修戦略を策定することは現実的ではない。むしろ舗装上に起こったクラックやポットホールといった損傷のタイプ等に基づいてグループ化し、グループ間の差別化を通じた補修戦略のプロファイリングを実施することが望ましい。

以上を踏まえ、道路舗装に関する補修戦略の立案は土木施設の老朽化が急激に進行している現在において重要であり、全ての道路舗装に対して同一の戦略をとるのではなく、損傷のタイプや発生プロセスに応じて戦略を採用するプロファイリング戦略を立案したい。そこで、本研究では、日常巡回データを利用したプロファイリング戦略立案のために、日常巡回発生事象内の関係を離散確率分布の近似モデルであるベイジアンネットワークモデルやロジスティック回帰分析を用いて分析を行う。

因果関係を詳細に見るということは実務的な面において、事前予告、つまりは大きな変状が発生する前にどういった要因に着目するべきか、また予めどういった補修を見越しておく必要があるか計画しておくことは非常に重要である。ここでは事象間の因果関係を可視化することが出来るベイジアンネットワークモデルを用いることが望ましいと考えた。しかしながら、この分析では比較的長期の因果関係を見ることは難しく、現在も頻繁に更新がなされている日常巡回情報を用いて分析を行った。また、本研究では大きな変状としてポットホールを扱っているが、単に当該変状がそもそも発生しやすい区間、しにくい区間を予測することを目的として、定性的・定量的な面からのアプローチが可能なロジスティクス回帰分析を用いた。以上の2つの分析方法を用いることは、メカニズムとデータの両方を考慮しつつ分析を行う上で有意義であると考えた。

以下、**第2章**では、本研究の基本的な考え方と道路舗装マネジメントの現状を説明する。**第3章**では、ベイジアンネットワークモデルを説明する。**第4章**では、本研究で使用した2つのデータベースの概要を説明する。**第5章**に関しては、**5.1**で一次分析を行い、以降ではベイジアンネットワークモデルとロジスティック回帰モデルによる分析を行う。まず、変状について他の要素との因果関係や順序関係をモデル化するためにベイジアンネットワークモデルを用いる。これは変状が発生する前後の早期対応を前提としたメンテナンスの計画的な実施と、インフラの長期的な維持管理に資する分析を**5.2**で行う。次に、長期的に見て、そもそもどういった区間において異状が起こりうるのか傾向を見るためにロジスティック回帰モデルを用いた分析を**5.3**で行う。最後に**第6章**で本研究の結論と課題を述べる。

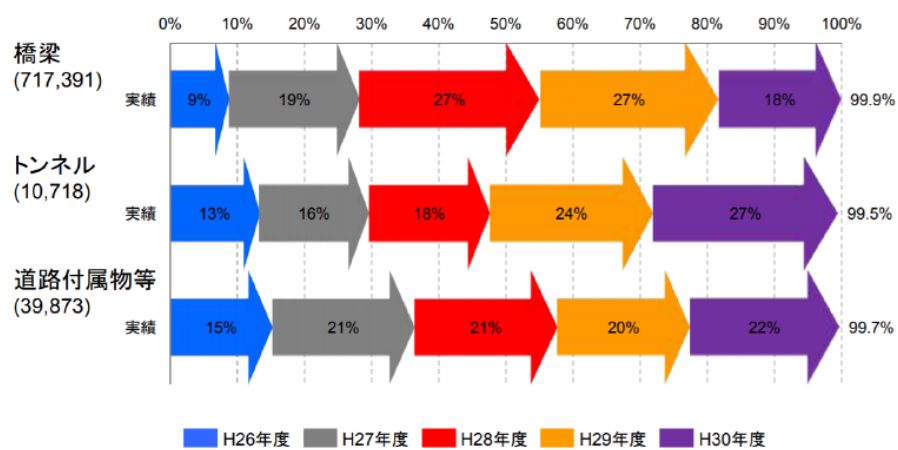


図-1.1 平成 26 年度から 5 年間の目視点検実施状況 ⁴⁾

第2章 本研究の基本的な考え方

2.1 道路舗装補修戦略プロファイリング

プロファイリングに関する既往研究において、小林等⁵⁾では、ライフサイクルコストの低減化に資する最適な補修戦略を求めることを重要な課題としている。そこでは、多くの地方自治体が、技術者の不足や維持管理予算の制約に直面しているのが実情であり、地方自治体が管理する膨大な橋梁すべてを対象として、劣化予測を策定することは現実的ではない。そのため、劣化速度に基づいて橋梁をグループ化し、そのグループ内におけるライフサイクル費用評価による橋梁群の差別化とグループにおける標準化補修戦略を求めるプロファイリング手法を用いている。

道路舗装補修戦略プロファイリングにおいては、ライフサイクル費用評価等の基準に基づいた補修戦略のグループ化だけでなく、管理組織の予算的・人力的制約、交通規制等による社会的費用、第三者被害リスクなどを考慮し、総合的に検討することが必要となる。

本研究では、日常巡回発生事象とその事象に対していつ、こういった処置を行うかについての処置方法の組み合わせからなるプロファイリング戦略に焦点を絞る。例として、巡回班の方々がポットホールを発見した際、当日に常温合材で応急処置を実施するか、または応急処置を行い、後日舗装版切断工事等の工事を実施するといった選択がなされることがヒアリングを通して分かった。よって、日常巡回発生事象と、いつどういった補修を行うかについての処置方法間の依存関係について求めるために、ベイジアンネットワーク分析を行う。

さらに、プロファイリングを行うことの意義としては以下の3点が挙げられる。

まず、実際に日常巡回に関わっている出張所、委託業者の方々へのヒアリングを通して、特定の事象を発見した場合、次に起こりうる事象は大体予測できており、変状間の関係がある程度知識として蓄積されていた。本研究の分析により、クラックやポットホールなどの日常巡回発生事象の依存関係を求めることで、現場知識の見える化を行うことが出来る。

次に、例えば日常巡回の最中に発見したポットホールに関して、どういった補修を行うかの選択は巡回を行っている方々が行う場合もあるが、舗装状態が深刻な場合、一度出張所に現場の写真等を持ち帰り、ミーティングを行いどういった補修を行うか選択される。ここで、本研究で発生した事象とその事象に実施した処置方法間についての依存関係を求めれば、ある事象を発見した際、どういった補修を行うのかについての意思決定を迅速化することが出来る。

最後に、想定した発生プロセスとは異なったパターンで発生した事象について分析を行

うことで、現場の経験から得られなかった情報についての示唆を与え、今後の業務に役立てることが出来る可能性がある。

2.2 実務における要請

現在、インフラマネジメントには変状が発生する前後の早期対応を前提としたメンテナンスの計画的な実施と、インフラの長期的な維持管理が求められている。さらに、道路舗装に関しては、インフラにコード番号がついていないため、データの標準化が出来ておらず、工法・手法の標準化を念頭においてのコーディングが求められている。そこで、日常巡回データに含まれている距離標、緯度経度でコーディングを行うことも一案である。

筆者が参画している新都市社会技術融合創造研究会道路資産管理高度化のためのデータベース構築に関する研究会では、道路管理者の立場として、人員・予算減少の背景のもとで意思決定の支援をし、現場の省力化に役立つツールが必要とされており、そこで用いるデータベースに関しての情報の取捨選択をするとともに、情報の保存期間を検討する必要がある。

第3章 ベイジアンネットワークモデル

3.1 依存関係視覚化のグラフィカルモデリング

日常巡回発生事象とその処置方法間の依存関係の分析には、複数の変数間の構造を視覚的に表すことの出来るグラフィカルモデルを用いる。

近年において、複数の変数間における依存関係をグラフを用いて表し、変数間の構造を視覚的に把握するための手法が多数出現してきた。この手法のことを先述したグラフィカルモデリングと呼ぶ。依存関係は、該当する変数をノードとして、リンクを有向、無向グラフとして表現している。変数間の依存関係は、説明変数と被説明変数との関係、または条件付き確率の関係で捉えられる。代表的なものをいくつか挙げて説明し、本研究でベイジアンネットワークを用いた理由を述べる。

構造方程式モデリング⁶⁾では、グラフ構造（パスダイアグラム）により統計モデルを表現する。一般的には、仮説に基づき、因子分析などにより、潜在変数を含めたグラフ構造を構築した後、適合度指標などから、モデル説明力などの検証を行う。構造方程式モデリングでは、既存知識から手動により依存関係をモデル化するため、データから任意のグラフ構造に対して、網羅的に最適なモデルを探索することには向かない。また、多くの構造方程式モデリングでは、変数間の関係に線形性を仮定する。非線形の関係性を仮定した構造方程式モデリング手法も提案されているが、まだ一般的に用いられるまでには至っていない。

グラフィカルガウシアンモデル（離散変数の場合、グラフィカル対数線形モデル）では、データが多変量正規分布に従うという仮定の下、変数間の条件付き独立性を探索し、無向グラフにより表現する方法である。具体的には、偏相関係数が0となるモデルを仮定し、その制約の下、標本相関係数行列とのズレが最も小さくなるように母相関係数行列を推定する。ズレの評価基準を母相関係数行列と標本相関係数行列に依存した逸脱度とし、これを用いて適合度検定を行う。しかしながら、前述の通り、相関関係を無向グラフとして表現するため、依存関係を表現することはできない。

ベイジアンネットワークでは、複数変数間の依存関係を条件付き確率で表現したネットワークモデルである。グラフ構造は既存の知識により事前に作成されることが多く、このグラフ構造に基づき、確率推論を行う。確率推論では、確率変数間の条件付き確率の積から、全ての確率変数の生起確率を計算することができる。変数間の依存関係を条件付き確率で表現することにより、柔軟なモデルを作成することが可能である。ただし、グラフ構造は、非閉路有向グラフ、すなわち、任意のノードから出発してリンクをたどっても、出発

ノードに戻ることはないものに限定される．近年は，グラフ構造の推定法も提案され，依存関係の抽出法として有力視されている．

上記のうちから，本研究では変状と変状の処置状況との間の依存関係を抽出することができ，より自由な表現が可能である条件付き確率に基づくベイジアンネットワークを用いて分析を行う．

3.2 ベイジアンネットワーク

ベイジアンネットワークは，複数個の確率変数の定性的な依存関係をグラフ構造で表現する確率モデルである．モデル上での確率計算により，推論や不確実性を含む事象の予測などが可能となる．

これはノードと呼ばれる頂点集合と，エッジと呼ばれるノード間をつなぐ矢印によって構成される．さらに，頂点と有向エッジからなり，ある頂点から出発して，辺をたどっても同じ頂点に戻ってくることが出来ない有向非巡回グラフ (DAG: Directed Acyclic Graph) の構造を持つ．また，各ノード間の関係を条件付き確率で表す．

様々な要因や不確定さを含んだ対象を，確率変数 X として表し，その変数の取りうる値を $x_1, x_2, \dots, x_n$ として表すことで，変数 X の確率分布を考えることにする．

次に，変数間の依存関係を考えたい．ここで，変数 x_i が値 k をとるときに $x_i = k$ と書くことにし， $x_i = k$ という値をとるときに， $x_j = y$ をとるという関係が成立しているとき， X_j は X_i に依存していると考え．ここで，現実において，変数間には複雑な因果関係や依存関係が存在しているが，主要な変数のみに注目し，条件成立の確信度合いを定量的に表すため， $y = j$ を所与としたときの $x = k$ の条件付き確率を $p(x = k \mid y = j)$ という表現を導入する．これは y のとる値によって， x の分布が影響され，その依存関係の定量的関係が条件付き確率分布で定められることを示している．

さらに，5つのノードからなる DAG(有向非巡回グラフ) を例として 図-3.1 に示した．ここで親ノード，子ノードという概念を導入したい．あるノードからあるノードへの直接のエッジ $V_i \rightarrow V_j$ が存在するとき， V_i を V_j の親ノードと呼び， V_j を V_i の子ノードと呼ぶ．図-3.1 については，ノード c の子ノードはノード a とノード e であり，ノード d の親ノードはノード b とノード c となる．

図-3.1 の各ノードにそれぞれの事象を表すような確率変数 $X = \{X_a, X_b, \dots, X_e\}$ を対応させる．確率変数 $X = \{X_a, X_b, \dots, X_e\}$ の状態を表す確率は， $P(X) = P(X_a, X_b, \dots, X_e)$ で表すことが出来る．

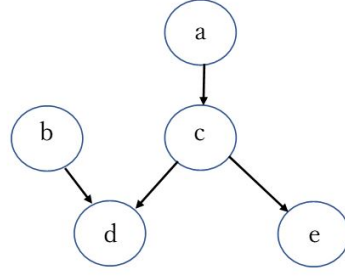


図-3.1 5ノードの DAG の例

3.3 因果独立

先述したように、ベイジアンネットワークは、確率変数と条件付き確率といった要素によって定義されたネットワーク確率モデルであり、ここでは変数間のすべての組み合わせを記述するわけではなく、明らかに因果関係のない変数間では独立であると仮定する。この仮定をすることにより、主に因果関係があると思われる部分だけを抽出し、グラフ化することにより、計算量を小さくすることが出来る。

さらに、N 個の離散変数を持つベイジアンネットワークの同次確率分布は、条件付き確率と確率の連鎖法則 (チェーンルール) によって以下のように表される。

$$p(x_1, x_2, \dots, x_N) = \prod_{i=1}^N p(x_i \mid x_1, x_2, \dots, x_{i-1}) \quad (3.1)$$

よって、図-3.1 の DAG 上に定義された確率 $P(X)$ を連鎖法則により変形すると、

$$P(X) = P(X_e \mid X_a, X_b, X_c, X_d)P(X_d \mid X_a, X_b, X_c)P(X_c \mid X_a, X_b)P(X_b \mid X_a)P(X_a) \quad (3.2)$$

と分解することが出来る。ベイジアンネットワークにおいて、各変数は与えられたグラフ構造 G において、親ノードの変数のみに依存する。よって与えられたグラフ構造が 図-3.1 であるとする、

$$P(X_e \mid X_a, X_b, X_c, X_d) = P(X_e \mid X_c) \quad (3.3)$$

$$P(X_d \mid X_a, X_b, X_c) = P(X_d \mid X_b, X_c) \quad (3.4)$$

$$P(X_c \mid X_a, X_b) = P(X_c \mid X_a) \quad (3.5)$$

$$P(X_b \mid X_a) = P(X_b) \quad (3.6)$$

となる。これらを式 (3.2) に代入すると、

$$P(X) = P(X_e \mid X_c)P(X_d \mid X_b, X_c)P(X_c \mid X_a)P(X_b)P(X_a) \quad (3.7)$$

と表される．この式は 図-3.1 に対応したベイジアンネットワークの確率モデル (結合確率) である．

式 (3.7) 右辺の 5 つの条件付き確率の値が与えられると，結合確率を求められることが出来る，つまり，確率推論をすることが可能となる．N 個のノードで構成される DAG を仮定し，各ノードにそれぞれ確率変数を定義すると，次のように確率構造 G を所与としたときの同次確率分布をモデル化出来る．

$$p(x_1, x_2, \dots, x_N) = \prod_{i=1}^N p(x_i \mid \Pi_i, G) \quad (3.8)$$

ただし， $\Pi_i \subseteq \{x_1, x_2, \dots, x_{q_i}\}$ は変数 i の親ノード集合を示している．

3.4 ベイジアンネットワークの統計的学習

ベイジアンネットワークはグラフ構造と CPT(Conditional Probabilities Tables) と言われる条件付き確率表によって構成される．データからグラフ構造と CPT を決定することを，ベイジアンネットワークの統計的学習と呼ぶ．統計的学習を実行するため，統計データを集計し，比較的データを正確に説明しうるモデルを構築したい．ここでグラフ構造 G を与え式 (3.8) を母数化する．

いま， θ_{ijk} を，親変数集合が j 番目のパターンをとったとき ($\Pi_i = j$)，変数 x_i が値 k をとる条件付きパラメータとし，条件付き確率パラメータ集合 $\theta = \{\theta_{ijk}\}$ とする．

このとき，データ $\mathbf{x}$ を所与としたときのパラメータ集合 θ についての尤度は，以下のような多項分布にしたがうことがわかる．

$$p(\mathbf{x} \mid \theta, G) \propto \prod_{i=1}^N \prod_{j=1}^{q_i} \prod_{k=1}^{r_i} \theta_{ijk}^{n_{ijk}} \quad (3.9)$$

ここで， n_{ijk} は，変数 i の親ノード変数集合に j 番目のパターンをとり，変数 i に対して k 番目の値をとったデータ数を示している．

次に，ベイズアプローチに従い，パラメータ θ についての事前分布 $p(\theta \mid G)$ を考えたい．最も合理的な形としての事前分布を考えるには，事前分布と事後分布の分布系が同一であるような事前分布，つまり，自然共益事前分布を考えるとよい．式 (3.9) の尤度は多項分布に従うため，その自然共益事前分布として，以下のディリクレ分布 (Dirichlet distribution) が知られている．

$$p(\theta \mid G) = \prod_{i=1}^N \prod_{j=1}^{q_i} \frac{\Gamma\left(\sum_{k=1}^{r_i} \alpha_{ijk}\right)}{\prod_{k=1}^{r_i} \Gamma(\alpha_{ijk})} \prod_{k=1}^{r_i} \theta_{ijk}^{\alpha_{ijk}-1} \quad (3.10)$$

ここで， Γ は $\Gamma(x+1) = x\Gamma(x)$ を満たすガンマ関数を示し， α_{ijk} は n_{ijk} に対応する事前の知識を表現する，ユーザーによって決定される，疑似サンプルとしてのハイパーパラメータを示す．

事後分布は、事前分布を尤度にかけて合わせることで得ることが出来る。ベジアンネットワークでは尤度と事前分布を掛け合わせることで、以下に示す事後分布の関係性を得ることが出来る。

$$p(\mathbf{x}, \boldsymbol{\theta} | G) \propto \prod_{i=1}^N \prod_{j=1}^{q_i} \prod_{k=1}^{r_i} \theta_{ijk}^{\alpha_{ijk} + n_{ijk} - 1} \quad (3.11)$$

事後分布を最大化する MAP 推定値は式 (3.11) の対数関数を考えることにより、以下の MAP 推定値を得ることが出来る。

$$\hat{\theta}_{ijk} = \frac{\alpha_{ijk} + n_{ijk} - 1}{\alpha_{ij} + n_{ij} - r_i} \quad (3.12)$$

MAP 推定値において、すべてのハイパーパラメータを $\alpha_{ijk} = 1$ として一様分布を仮定すると、最尤推定値 $\hat{\theta}_{ijk} = \frac{n_{ijk}}{n_{ij}}$ に一致する。

3.5 ベジアンネットワークの構造学習

ベジアンネットワークの構造を決定するために用いられるアルゴリズムは、情報量規準に注目することで構築されていることが主である。情報量規準とは、現在構築されているモデルの当てはまりの良さを評価するための指標である。ここで、扱う確率変数が離散型確率変数である場合、ベジアン情報量規準 BIC 等が利用されている。さらに、情報量規準に注目するメリットとして、より正確で当てはまりの良いモデルを選択することが出来る等があるが、デメリットとして、ノードの増加とともに計算量が爆発的に増加し、結果として計算により時間が掛かってしまうこと等があげられる。

一般には、ベジアンネットワーク構造 G の確率的因果構造を推定するという目的に関しては周辺尤度最大化が用いられている。ベジアンネットワークの構造学習スコアは、事後分布よりパラメータ推定値を周辺化した周辺尤度として、以下のように得られる。

$$\begin{aligned} p(\mathbf{x}, G) &= \int_{\boldsymbol{\theta}} p(\mathbf{x} | \boldsymbol{\theta}, G) p(\boldsymbol{\theta}) d\boldsymbol{\theta} \\ &= \prod_{i=1}^N \prod_{j=1}^{q_i} \frac{\Gamma(\alpha_{ij})}{\Gamma(\alpha_{ij} + n_{ij})} \prod_{k=1}^{r_i} \frac{\Gamma(\alpha_{ijk} + n_{ijk})}{\Gamma(\alpha_{ijk})} \end{aligned} \quad (3.13)$$

しかし、式 (3.13) にはハイパーパラメータ α_{ijk} が残っている。この値はユーザーが事前に設定するものであるが、なるべく偏見なく構造を決定するためには、無情報事前分布を用いる必要がある。ベイズ統計学において、無情報事前分布は様々な種類があり、例えば Cooper and Herskovits (1992) は、無情報事前分布に一様分布を仮定し、周辺尤度スコアを次のように提案した。

$$p(\mathbf{x} | G) \propto \prod_{i=1}^N \prod_{j=1}^{q_i} \frac{(r_i - 1)!}{(n_{ij} + r_i - 1)!} \prod_{k=1}^{r_i} n_{ijk}! \quad (3.14)$$

このスコアは構造発見アルゴリズム”K2”として提案されている。

3.6 情報量規準

先述したように、グラフ構造が複数存在している際、その中から情報量規準をもとに最適なグラフ構造を選択することが出来る。情報量規準にはよく用いられるものとして、赤池情報量規準 (AIC)、最小記述長 (MDL) がある。

ここで、AIC は推定されたモデル分布と真の分布との間のカルバックライブラー情報量を最小化することを目標としている。具体的には、期待対数尤度を真のパラメータ周辺でテイラー展開し、その第2項の倍が χ^2 分布に従うことを用いて、次式を導くことが出来る。

$$AIC = -2L_m(\theta_m | X) + 2k_m \quad (3.15)$$

ここで、 θ_m はモデル m のパラメータ集合を示し、 $L_m(\theta_m | X)$ はデータ X を所与としたときのモデル m におけるデータの最大対数尤度の値である。さらに、 k_m はモデル m のパラメータ数を表している。つまり、尤度が大きく、パラメータ数 k_m が小さいほど AIC は小さくなり、小さくなるほど優れたモデルであると言える。

次に、BIC とは、一般的にデータサイズが大きくなるほど複雑なモデルが有利になってしまう恐れがあるため、データサイズも一種のコストとみなし、考慮に入れた指標のことである。BIC はモデル m の尤度を L_m 、パラメータ数を k_m 、データサイズ n を用いて以下のように表される。

$$BIC = -\log L + 2k \log n \quad (3.16)$$

BIC もまた、スコアが小さいほど優れたモデルであると言える。AIC と比べた時のメリットとして、データサイズも考慮に入っているため、動的ベイジアンネットワークへの応用も多数実績がある。

3.7 アルゴリズム

上記のスコアを最適化するために、greedy hill-climbing アルゴリズム⁷⁾と呼ばれる現在のグラフ構造のスコアと、その近いグラフ構造のスコアを比較し、優れた方のグラフを保存し、選択することで、逐次的に最適なグラフ構造を求める手法を用いる。

具体的には、まず空グラフ、つまり何のエッジも張られていないグラフを初期値としてアルゴリズムを開始する。そして乱数で巡回するノードを決める。巡回したノードに対してスコアが最も良くなる操作を1つ探す。ここでの操作とは、親を1つ追加する、もし既にそのノードに対して親がついていたら取る、あるいは親から接続されているエッジを逆向きにする。そして最もスコアが良くなる操作を1つ選び、実際にそれを採用する。そして次の巡回先のノードに行く。これをスコアが改善しなくなるまで繰り返す。

この方法によって得られる構造は局所解であり、解の良さに保証はない。それを補うために、上記のプロセスを複数回 (ここでは T 回と表す) 繰り返し実行する。実行ごとに巡回するノードの順番が異なるため、異なる局所解が得られる。 T 個の局所最適解の中で最もスコアの良かったグラフ構造を最終的な推定結果とする。

図-3.2 には、 n 個のサンプルに対して p 個の要素からなる $n \times p$ データ行列に対してベイジアンネットワークを求める際の greedy hill-climbing アルゴリズムの流れを示した。

No.	Event
0	入力 : $X : n \times p$ データ行列, T : 繰り返し数, X_a : ノード ($1 \leq a \leq p$) 出力 : G : ベイジアンネットワーク
1	{構造の探索} 1 : for $t = 1$ to T do 2 : $G' \leftarrow G$ 3 : $G \leftarrow$ 空グラフ 4 : repeat 5 : $P \leftarrow (P_1, \dots, P_p)$: 乱数による順列 6 : for $j = 1$ to p do 7 : $C_{P_j} \leftarrow \{X_t t \neq j, 1 \leq t \leq p\}$ 8 : 1) もし X_{P_j} に親がある場合、それを取り除いた場合と逆転した場合のスコアを計算する。 9 : 2) C_{P_j} を1つずつ親としてつけてみて、スコアを計算する。 10 : 上記1),2)のうち最もスコアが向上した操作を実際に G に適用する。 ただし G に巡回路が出来ないようにする。 11 : end for 12 : until $s(G) < s(G')$ ($s(\cdot)$ はスコア関数とし、ここではスコアが大きい方が優れたグラフであるとする) 13 : $s(G) < s(G)$ ならば $G \leftarrow G'$ 14 : end for

図-3.2 greedy hill-climbing アルゴリズム

第4章 データベースの概要

4.1 日常巡回データ

前述したように、路面性状調査は廃止され、平成29年度3月に改訂された舗装点検要領では、5年に1回程度以上の頻度を目安として道路舗装に関する点検を義務化されるようになった。さらに、パトロールカーを用いる日常巡回によって得られたデータはタブレット型端末を用いて収集され、そのデータはデータベース化されている。

今日の分析で用いられる日常巡回データの概要を表-4.1に示す。日常巡回は大阪国道管内におけるデータが集計されている。この15路線に関しては、北大阪維持出張所、西大阪維持出張所、南大阪維持出張所、高槻維持出張所の4つの出張所が管轄となっている。

表-4.1 日常巡回データの概要

巡回期間	平成28年4月1日～平成30年3月31日
路線数	15路線
分析路線長	238.29km
変状種類数	132種類(その他を除く)
変状数	39579個

さらに、変状の中でも路面性状に関係があると見られる変状とその路線ごとの発生分布を表-4.2に示した。

表-4.2 基礎集計

路線名	がたつき	くぼみ	クラック	ポットホール	わだち掘れ	雑草繁茂	塵埃	水たまり	段差	破損	剥離	総計
163号	29	13	22	5	18	149	8	13	21	76	14	368
165号	1	4	10	3	3	22			1	3	4	51
170号						4		1		7		12
171号	31	35	47	19	5	92	6	18	67	99	107	526
171号旧道		2		1		2		3	3	5	2	18
176号	4	14	3	3		18		4	23	40	34	143
1号	101	19	56	9	9	229	18	43	183	116	801	
1号BP	8	7	43	1	1	367	55	11	18	62	80	653
25号	33	18	46	27	25	42		6	24	58	27	306
25号BP	1	1		1	3	20			1	3		30
26号	265	34	75	147	14	128	56	34	79	163	101	1096
26号(移管)	1	10	4	7	1	14		2	6	11	10	66
26号(前BP)		1	7	6		34	1	1	2	19	12	83
2号	91	4	36	1	6	52	3	4	22	55	115	389
43号	313	7	36	119	4	64	63	10	17	135	134	902
481号	15	4	1	1		4	1		9	3	6	44
総計	893	173	386	350	89	1241	211	125	336	922	762	5488

4.2 路面性状調査データ

同様に、今日の分析で用いられる路面性状調査データの概要を以下に示す。

路面性状調査とは、道路舗装を維持管理する際に必要なデータであるひび割れ・わだち掘れ・平坦性などを測定することで、特殊な車両を用いつつ数十キロの延長を短時間で調査することが出来る。

路面性状調査データには日常巡回記録と同様に、「点検月」、「路線名」、「距離標」の他に、ポットホールが発生したかどうかや 表-4.4 に示した情報が区間ごとに入力されている。（*の付いている項目に関しては予測値。）

表-4.3 路面性状調査の概要

調査期間	平成 24 年度，平成 27 年度
路線数	23 路線 (11 事務所管内)
管理府県	5 府県 (大阪，奈良，兵庫，和歌山，福井)
分析路線長	1911km

表-4.4 路面性状調査データに記入されている項目

大型車交通量	シール率*
最新工事以降の累積交通量	パッチング率*
事務所	ひび割れ率*
車線数	わだち掘れ率 (平均)*
道路構造等	平坦性*
路面種別	IRI*
クラック率*	MCI*

表-4.5 ポットホールの発生状況 (平成 27 年度路面性状調査)

路線名	1	2	8	9	21	24	25	26	27	28	29	42
ポットホールが観測された区間数	104	164	209	34	3	63	49	36	96	8	17	57
	43	158	161	163	165	171	175	176	478	481	483	総計
	14	2	55	8	7	24	79	11	1	0	6	1047

表-4.6 大阪国道管内でのポットホールの発生状況 (平成 27 年度路面性状調査)

路線名	1	2	25	26	43	163	165	171	176	481	総計
ポットホールが観測された区間数	33	0	9	25	10	6	1	18	3	0	105

第5章 分析

本研究によって提案された道路舗装の変状間の因果関係を可視化するモデルを、国土交通省近畿地方整備局大阪国道事務所が管理している主要道路の日常巡回データに適用する。

分析に用いるデータ項目として、「巡回日」、「天気」、「路線名」、「距離標」、その変状が発生した「施設」（道路、構造物、排水等）、さらにその施設を細分化した「分類」（車道、歩道、地下道等）、実際に起こった変状が記述されている「状況」、また発見した変状に対してどういった処置を施したかについて記述されている「処置状況」等を取りあげる。

5.1 一次分析

基礎集計を行って132種類ある変状のうちどの変状に注目して分析するか決定する。データ項目の「施設」には、変状の起こった施設が、道路・構造物・排水・工事・安全施設・その他の6種類に分けて記録されている。その中でも本研究では道路舗装についての分析を行うため、道路で多く起きている変状について着目した。以下に抽出した変状を列挙し、路線ごとに道路で起こった変状の集計結果を表-4.2に示した。

- がたつき、くぼみ、クラック、ポットホール、わだち掘れ、雑草繁茂、塵埃、水たまり、段差、破損、剥離

さらに、道路舗装の維持管理を考えた際にポットホールの発見、およびその補修は道路利用者の安全性を考えたうえで最も重要な課題の一つである。ポットホールの発生はただちに交通事故の発生に繋がる危険性を孕んでおり、道路舗装補修戦略の立案に大きな影響を与えていると考えたため、本研究ではポットホールに焦点をあてて分析を行った。

まず、ポットホールが発生する前に、ポットホール発生区間において何が起こっていたかについて調べるため、最も変状数の多い国道26号線に対し、ポットホールが起こった地点の距離標の前後100m以内かつ、ポットホールが起こった時点より前に発見された変状を集計し、それ以外の範囲で起こった変状との比較を行った。つまり、図-5.1に示したように、2つの範囲に分類し、式(5.1)によって当該変状の発生密度を計算した。図-5.1については、横軸を距離標とし、縦軸を時刻として、新しく起こった変状ほどグラフの縦軸正の方向に来るようにプロットがされている。

$$\text{発生密度} = \text{各範囲で起きた変状の発生個数} \div (\text{各範囲の面積}) \times 1000 \quad (5.1)$$

その結果、表-5.1に示した結果が得られた。

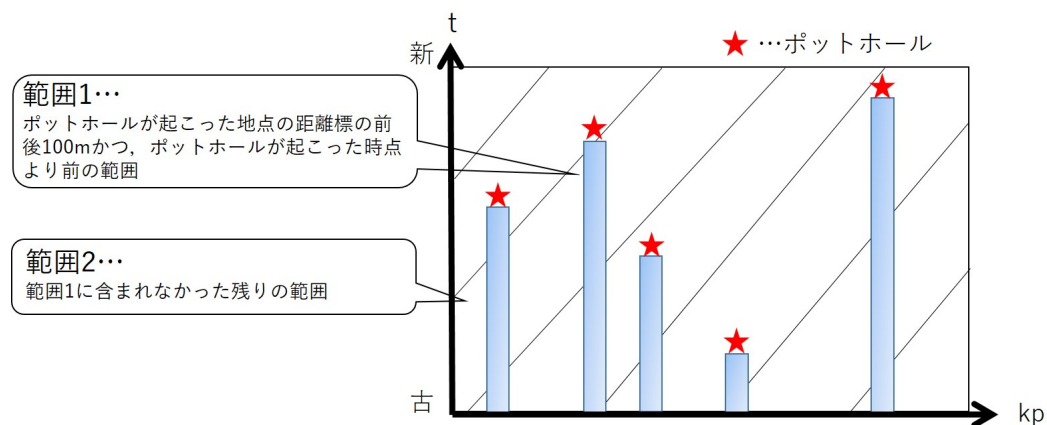


図-5.1 ポットホール発生前に何が起こっていたか

表-5.1 分析結果

変状	がたつき	くぼみ	クラック	わだち掘	雑草繁茂	塵埃	水たまり	段差	破損	剥離
発生個数(範囲 1)	31	3	13	1	49	1	7	7	26	27
発生個数(範囲 2)	92	19	53	11	180	21	13	56	118	112
発生密度(範囲 1)	1.82	0.176	0.765	0.0591	2.88	0.0591	0.412	0.412	1.53	1.59
発生密度(範囲 2)	0.508	0.105	0.293	0.0612	0.993	0.116	0.0721	0.309	0.651	0.618
T値	6.37	0.847	3.23	0.0300	6.93	0.675	4.22	0.718	4.06	4.57
P値(片側)	9.32E-11	0.198	6.27E-04	0.488	2.07E-12	0.250	1.22E-05	0.236	2.42E-05	2.46E-06
有意水準	0.05									

有意水準を 0.05 としたとき、がたつき、クラック、雑草繁茂、水たまり、破損、剥離に対して、範囲 1 と範囲 2 の発生密度に有意な差がある。つまり、ポットホールが発生した地点の周辺では、がたつき、クラック、雑草繁茂、水たまり、破損、剥離が比較的起こりやすいという傾向があることが分かった。

次に、ポットホールの処置方法について、2016 年度の全路線についてのデータを用いて分析を行う。データには、発見された変状に対してどういった処置を施したかについて、前述したように「処置状況」の項目に記録されている。例えばポットホールの場合、事後修繕を実施したものと応急処置を実施したものの 2 パターンに分類できる。ここにおける事後修繕とは、ポットホールを発見次第、常温合材により補修し、さらに巡回班の方々が当該区間の舗装状況を深刻と判断し、出張所での話し合いにより、後日舗装版切断工等の工事を行うと判断したものを指している。また、応急処置とは、ポットホールを発見次第、常温合材により補修したのみのものを指している。ここで、事後修繕を実施したポットホールが発生した区間と応急処置を実施したポットホールが発生した区間との間で、ポットホール発生以前に発見された変状に有意な差があるかどうかを確認するため、同様の方法で分析を行った。具体的には、図-5.2 に示したように、ポットホールの処置状況によって 2 つの

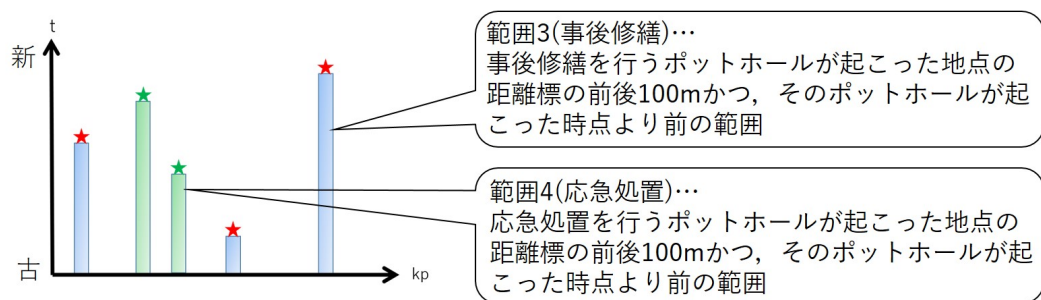


図-5.2 処置方法による違い

範囲に分類し、ポットホールの有無に関して発生密度に有意な差が出た変状に対して、式(5.1)で求められる発生密度を計算した。

その結果、表-5.2 に示した結果が得られた。

表-5.2 分析結果

変状	がたつき	クラック	雑草繁茂	水たまり	破損	剥離
発生密度(範囲1)	3.41	3.41	11.1	3.41	4.68	5.11
発生密度(範囲2)	1.77	1.68	5.69	1.77	2.47	2.34
T値	2.264	2.429	4.136	2.264	2.587	3.261
P値(片側)	1.22E-02	8.02E-03	1.01E-03	1.21E-02	5.01E-03	1.22E-02
有意水準	0.05					

同様に有意水準を0.05としたとき、がたつき、クラック、雑草繁茂、水たまり、破損、剥離に対して、ポットホールの処置状況によって他の変状の発生密度に有意な差があることがわかった。つまり、事後修繕を実施したポットホールが発生する前の方が、応急処置を実施したポットホールが発生する前よりもがたつき、クラック、雑草繁茂、水たまり、破損、剥離が比較的起こりやすいという傾向にあることが分かった。

以上の一次分析に加えて、研究会では頻繁に道路舗装と水に関する要素の関係が議題に上がった。その理由として舗装の早期劣化メカニズムには水が大きく関わっていることにある¹³⁾。まず、大型車交通量の増加に伴うアスファルトの劣化によって生じたひび割れを通じて層内に水が侵入し、滞留した水の影響で層間剥離が発生する。剥離によって低下した支持力により、路盤までひび割れが進行する。以上のメカニズムで舗装は劣化する。

そこで、路面性状と水たまりの関連性についても検証を行った。舗装に関する劣化する要因として「ひび割れ」が挙げられる。そのひび割れの発生要因としては、車両などの交通荷重や温度変化による収縮に加えて、水の浸透が挙げられる。以下では日常巡回により発見された水たまりと路面性状において一定区間内での路面性状との関係を検証した結果を以下に示した。

表-5.3 水たまりと路面性状

平均	わだち掘れ(mm)	ひび割れ率(%)
水たまりが発見された区間	9.375	1.991
それ以外の区間	9.769	3.515

その結果、水たまりがある区間において路面性状が悪くなるという結果にはならなかった。その理由として、日常巡回において発見された水たまりが補修決定の一因となり、発生直後に補修され、路面性状が回復しているという可能性が示唆された。

5.2 ベイジアンネットワークの構築と考察

次に、ポットホールの処置状況と、発生密度に有意な差が見られた変状との関係を分析するために、ポットホールの処置状況と各変状をそれぞれ確率変数としたベイジアンネットワーク分析を行う。対象区間中で発生した全てのポットホールをサンプルとする。ポットホールとその処置状況にまず焦点を当て、事後修繕が行われたサンプルには1を、応急処置が行われたサンプルには0を記入する。さらにそのポットホールが発見された地点の距離標の前後100m以内かつポットホール発生より前に発生した変状の有無に関する情報を追記して、図-5.3に示したデータセットを作成した。

サンプル	ポットホールの処置状況	がたつき	クラック	雑草繁茂	水たまり	破損	剥離
	1	0	0	0	1	1	1
	1	0	0	0	1	1	0
	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
	0	1	1	1	1	0	0

着目したポットホールが事後修繕されていた場合... 1
着目したポットホールが応急処置されていた場合... 0

着目したポットホールの距離標の前後100m以内にこれらの変状が見つかった場合... 1
見つからなかった場合... 0

図-5.3 入力するデータセット

作成したデータセットを入力データとして、3章で説明したベイジアンネットワーク分析を行った結果を図-5.4に示す。

ベイジアンネットワークの分析において、舗装の変状とその処置状況をそれぞれ確率変数とし、それらに関する依存関係に着目する。この確率変数は親変数とも子変数ともなりうる。確率変数の関係性を表すグラフ構造は、対数尤度を式(3.9)を用いて計算し、式(3.16)で求めるグラフのBICスコアに基づきgreedy hill-climbing アルゴリズムを用いて決定する。

これより、クラックが事前に発見されていたポットホールの場合、事後修繕を行ってい

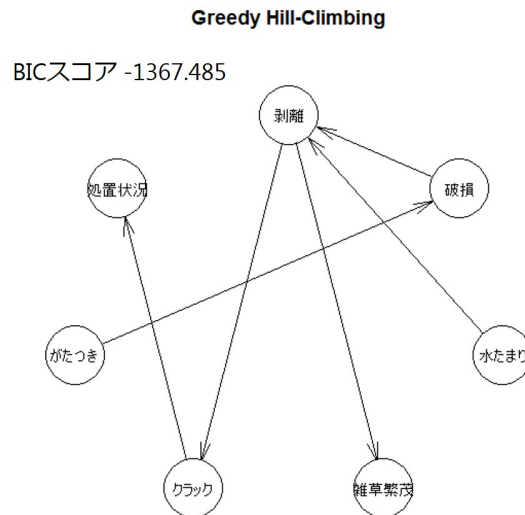


図-5.4 分析結果

る確率が相対的に高いことや、剥離と、それぞれクラック、がたつき、破損などの相関が見られることがわかった。この分析を行うことでポットホールの変状とその区間で発生した変状間での依存関係について、現場知識の見える化を行うことが出来た。

さらに、導かれた 図-5.4 のベイジアンネットワークと実際のデータとの当てはまりについて分析した。表-5.4 は 図-5.4 からポットホールに対する処置方法と相関があるとされる剥離とクラックに関して、ポットホールが起こる前にそれらの変状が観測されたものと観測されなかったについて事後修繕に至ったものの割合について集計、計算したものである。観測された 350 個のポットホールのうち事後修繕を行ったポットホールの割合は 24.9%であったが、事前にクラックが発生していた 93 個のポットホールのうち事後修繕を行った割合は 36.6%、さらに事前に剥離とクラックが発生していた 74 個のポットホールのうち事後修繕を行ったものの割合は 39.2%となっている。図-5.4 に示されたようにクラックや剥離の有無がポットホールの処置状況に対して実際に相関があることが確認できる。

表-5.4 事後修繕を行ったポットホールの割合

	事後修繕を実施したポットホールの割合
ポットホールが発生した区間 (N=350)	24.9%
うち事前にクラックが発生した区間 (N=93)	36.6%
うち事前に剥離とクラックが発生した区間 (N=74)	39.2%

次に、図-5.4に当てはまらないデータについて考察する。2.1に記述したように、想定から外れたデータについてさらに分析を行うことで、現場での経験からは得られなかった情報についての、新たな示唆を与える可能性がある

ここでは、事後修繕を行ったポットホールが発生した区間について、当該区間の24時間交通量に着目して分析した。クラックが事前に発生していたポットホールに対して、事後修繕を実施したものと応急処置を実施したものの2つのグループに分類し、その地点での24時間交通量の各グループでの平均値を比較する。その結果を表-5.5に示す。示した通り、事前にクラックが発生し事後修繕を行った35個のポットホールの方が、事前にクラックが発生していないのにも関わらず事後修繕を行った49個のポットホールに対して平均24時間交通量が多いという結果が得られた。これから、交通量の少ない区間では長時間交通に支障をきたしても、交通量の多い区間に比べて社会に与える障害が小さいため、舗装上のダメージが少ないときでも事後修繕を行う傾向にあることがわかった。

表-5.5 交通量と発生状況の関連

	平均24時間交通量(台)
大規模補修(クラックあり)(N=35)	59,062
大規模補修(クラックなし)(N=49)	47,182

5.3 ロジスティック回帰分析を用いた適用事例

本章における分析として、ポットホールの発生・処置方法に関する分析をロジスティック回帰分析を用いて行う。そこで、より広範囲かつ情報の多い路面性状調査データも用いる。

5.3.1 ポットホールの発生に関する分析

ロジスティック回帰分析を用いたポットホールの発生に関する分析を行うにあたって、現在得られている全ての情報を説明変数として入力するのではなく、予めポットホールが発生有無と相関関係の見られるものを一次分析として抽出した。

分析にはポットホールのサンプル数が多いことから、H27年度路面性状調査データを用いた。

以下には、各区分ごとにおけるポットホールの有無について、各項目の値は有意な差が発生するのか集計・検証した結果を示した。以降、統計的に有意である項目に＊を付けた。

表-5.6において事務所(寒冷地ダミー)とは、各区分における所在地の年間平均降雪量が全国平均を上回っているものを有、下回っているものを無として検証した結果である。

表-5.6 ポットホールの有無と各項目の相関

ポットホールの有無	平均値(有)	平均値(無)	P値
大型車交通量(台/日)	7,477	4,231	2.177E-107*
最新工事以降の累積交通量 (万台)	4,566	2,387	1.964E-80*
事務所(寒冷地ダミー)	-	-	-
車線数	1.569	1.405	2.092E-16*
クラック率 (%) *	14.99	7.395	3.519E-93*
シール率 (%) *	0.2771	9.901E-02	3.199E-11*
パッチング率 (%) *	0.2041	6.001E-02	2.989E-22*
ひび割れ率 (%) *	15.48	7.555	4.212E-99*
わだち掘れ(平均) (mm) *	13.73	11.59	1.371E-58*
平坦性 (mm) *	3.244	2.797	4.823E-48*
IRI(mm)*	4.555	3.961	4.741E-48*
MCI*	4.507	5.586	6.832E-163*

橋梁か否か

	橋梁上	それ以外
母数	6,186	49,209
ポットホールが発生した標本数	92	894
比率	0.0149	0.0182
P値	0.0647	

沿道状況

	山	それ以外
母数	10,692	44,703
ポットホールが発生した標本数	207	779
比率	0.0194	0.0174
P値	0.1742	

交差点か否か

	交差点	それ以外
母数	10,500	44,895
ポットホールが発生した標本数	130	856
比率	0.0124	0.0191
P値	<0.0001*	

嵩上げ可否

	可	否
母数	30,413	24,982
ポットホールが発生した標本数	587	399
比率	0.0193	0.016
P値	0.0032*	

路面種別

	密粒性舗装	排水性舗装
母数	28,029	27,366
ポットホールが発生した標本数	582	404
比率	0.0208	0.0148
P値	<0.0001*	

以上の分析から、ポットホールの有無について有意な差が出た項目に対し、ロジスティック回帰分析を行った。推定された偏回帰係数の値を 表-5.7 に示す。

表-5.7 において、オレンジ色の網掛けがされている行に関してはP値が0.05を下回る、つまりはその項目がポットホールの発生を予測する際に有意な項目だという解釈をすることが出来る。本分析により、ポットホールが発生しやすい地点においては大型車交通量や降雪量が多い区間であるということ、発生しにくい地点においては、パッチング率やシール率が高いということが分かった。

表-5.7 偏回帰係数の推定値 1

変数名	回帰係数	標準誤差	P値
大型車交通量(台/日)	9.272E-05	1.030E-05	< 2e-16 *
最新工事以降の累積交通量(万台)	3.817E-06	1.233E-05	0.7569
事務所(寒冷地ダミー)	0.8697	9.426E-02	< 2e-16 *
車線数	0.3219	7.245E-02	8.87E-06 *
交差点	0.5186	0.1104	2.65E-06 *
路面種別*	0.3688	8.094E-02	5.20E-06
クラック率(%)*	-3.739	1.769	0.345
シール率(%)*	-3.716	1.772	0.0360 *
パッチング率(%)*	-3.667	1.770	0.0383 *
ひび割れ率(%)*	3.690	1.769	0.0370 *
わだち掘れ(平均)(mm)*	-8.253E-02	1.105E-02	8.03E-14 *
平坦性(mm)*	10.33	15.96	0.5174
IRI(mm)*	7.899	12.00	0.5105
MCI*	-1.254	8.389E-02	< 2e-16 *
嵩上げ可否	4.532E-02	8.198E-02	0.5804

以上、得られた情報を今後のマネジメントに活かすため、表-5.7 において有意だと判断された点検要領が更新された後も入手できる大型車交通量、事務所、車線数、交差点、シール率、パッチング率を用いた発生予測とその精度について検証した。

まず上記の6項目に対して同様にロジスティックス回帰分析を行い、ポットホールの発生予測モデルを構築した。その偏回帰係数の推定値に関して、表-5.8 に示した。

表-5.8 偏回帰係数の推定値 2

変数名	回帰係数	標準誤差	P値
大型車交通量(台/日)	9.637E-05	6.596E-06	< 2e-16 *
事務所(寒冷地ダミー)	1.068	8.793E-02	< 2e-16 *
車線数	-4.742E-02	7.069E-02	0.502
交差点	-0.4951	0.1069	3.66E-06 *
シール率(%)*	0.1165	2.033E-02	9.97E-09 *
パッチング率(%)*	0.1816	3.058E-02	2.84E-09 *

上記の発生予測に則った発生的中率を計算した。ここでは実績群と推定群とのクロス集計表を作成し、先述の補修戦略における実績群と推定群が一致しているものの割合を発生的中率とした。クロス集計表は表-5.9 に示した。発生的中率は74.5 %と導き出された。

表-5.9 発生的中率

区間数	実績群		
推定群	ポットホール の発生	発生しない	総計
ポットホール発生	336	11,802	12,138
ポットホールが発生しない	562	35,817	36,379
総計	898	47,619	48,517

追徴分析として、ポットホールが発生すると予測されていた区間において、実際に発生した区間、発生しなかった区間における実測 TA 値を比較した。その結果を以下に示す。

表-5.10 TA 値の比較

ポットホールが発生すると 予測されていた区間	実際に発生した区間	実際は発生していな かった区間
平均実測TA値(cm)	40.1	28.5

TA 値が得られた区間は全体の3 %ほどに過ぎないが、表-5.10 における比較では、大

型車交通量，事務所，交差点，シール率，パッチング率のみでは考慮することが出来なかった路面性状に関わる情報が TA 値に含まれており，発生予測において重要な項目となる可能性があると考えられる。

5.3.2 ポットホールの処置に関する分析

同様にポットホールの処置に関する分析を行った。5.3.1 と同様に，予めポットホールの処置方法と相関関係の見られるものを一次分析として抽出した。

分析に用いたポットホールのサンプルは，処置方法についてのデータが入力されている日常巡回記録を用い，各データ項目に関しては H27 年度路面性状調査データの距離標データ等を用いて入力した。以下には各区分におけるポットホールの処置方法について，各項目の値は有意な差が発生するのか集計・検証した結果を示した。

以上の分析からポットホールの処置方法について有意な差が出た項目に加え，5.2 の結果を参考に，クラックに関する情報も入力変数として，ロジスティック回帰分析を行った。推定された偏回帰係数の値を 表-5.12 に示す。

表-5.12 より，ポットホールの処置方法を予測するにあたって，該当区分におけるわだち掘れの長さを用いると良い事が分かったため，以下の補修戦略を提案する。

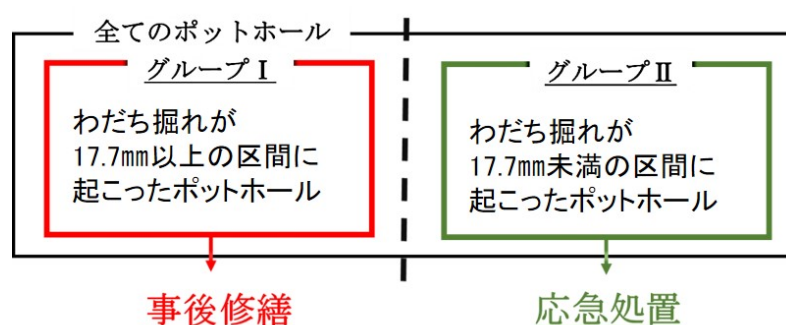


図-5.5 提案する補修戦略

図-5.5 に則った補修戦略の判別の中率を計算した。ここでは同様に実績群と推定群とのクロス集計表を作成し、先述の補修戦略における実績群と推定群が一致しているものの割合を判別の中率とした。5.2 における補修戦略では，判別の中率は 56.4 %であったが，図-5.5 に則った補修戦略では 75.6 %まで上昇した。

本補修戦略において，的中しなかったサンプルについて追徴分析を行った。以下にはサンプル数の最も多い 26 号線を対象として，補修戦略が的中したサンプルと的中しなかったサンプルを，距離標に沿ってプロットしたものである。

的中しなかったサンプルが密集している地点として代表的なものは距離標 5.3km 地点のものであるが，この地点における特徴として，付近に鉄道が通っていたこと，新西四条横

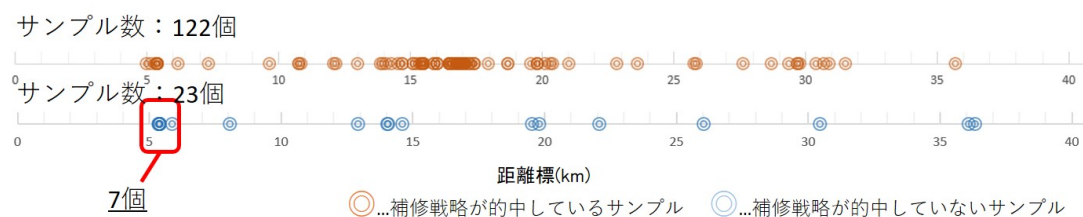


図-5.6 的中しているサンプル的中していないサンプルの距離標の関係 (26 号)

断歩道橋等の比較的大型の構造物があるということ，また苦情件数が比較的多い区間であることが分かった。

今回の分析結果に関して 図-5.5 を参考にすると，補修戦略を考える際に従来の路面性状調査値を用いることが有効的であることが判明している。将来的に特殊な車両を使うことなく，一般車両にカメラを搭載し，より安価かつ簡易的にわだち掘れ等の路面性状値を計測することの出来る技術の開発が急務である。

表-5.11 ポットホールの処置方法と各項目の相関

	平均値(事後修繕)	平均値(応急処置)	P値
大型車交通量(台/日)	12,840	8,673	6.26E-06*
最新工事以降の累積交通量 (万台)	8,455	5,365	4.38E-05*
事務所	-	-	-
車線数	2.309	2.150	2.91E-02*
クラック率 (%) *	4.529	4.333	0.396
シール率 (%) *	0.1591	0.1052	0.287
パッチング率 (%) *	0.1072	0.1031	0.464
ひび割れ率 (%) *	4.796	4.541	0.371
わだち掘れ (平均) (mm) *	11.57	9.676	3.51E-06*
平たん性 (mm) *	3.518	2.963	1.37E-05*
IRI(mm)*	4.919	4.180	1.37E-05*
MCI*	5.704	5.950	6.13E-02

橋梁か否か

	橋梁上	それ以外
母数	143	201
うち事後修繕を施したもの	31	53
比率	0.2168	0.2637
P値	0.3183	

交差点か否か

	交差点	それ以外
母数	108	236
うち事後修繕を施したもの	29	55
比率	0.2685	0.2330
P値	0.4773	

路面種別

	密粒性舗装	排水性舗装
母数	53	291
うち事後修繕を施したもの	12	72
比率	0.2264	0.2474
P値	0.7433	

沿道状況

	山	それ以外
母数	4	340
うち事後修繕を施したもの	1	83
比率	0.2500	0.2442
P値	0.9783	

嵩上げ可否

	可	否
母数	9	335
うち事後修繕を施したもの	3	81
比率	0.3333	0.2418
P値	0.5281	

表-5.12 偏回帰係数の推定値

変数名	回帰係数	標準誤差	P値
クラックの有無	3.448E-02	0.2890	0.9050
大型車交通量(台/日)	5.028E-05	3.780E-05	0.1834
最新工事以降の累積交通量(万台)	2.436E-05	4.220E-05	0.5637
出張所	0.1935	0.1666	0.2453
車線数	5.815E-02	0.2091	0.7810
交差点	2.608e-01	0.3455	0.4503
わだち掘れ(平均)(mm)	0.1066	4.563E-02	0.01941 *
平たん性(mm)	22.81	66.72	0.7325
IRI(mm)	-16,72	50.14	0.7388

表-5.13 判別的中率

データの個数	実績群		
推定群	事後修繕	応急処置	総計
わだち掘れが 17.7mm以上	8	8	16
わだち掘れが 17.7mm未満	76	252	328
総計	84	260	344

第6章 おわりに

本研究では、国土交通省近畿地方整備局が管理する道路の日常巡回データ、過去の路面性状調査データを用いることで、舗装についての変状とその処置状況との間の依存関係や相関関係を示した。5.1では、ポットホールの発生前に見られやすい変状を統計的に見出した。次いでポットホールの発生に関わっているとされた変状のうち、ポットホールの処置方法に関して統計的に有意な変状を見出した。さらに、一般的に舗装の劣化と関連があるとされている水に関する要素を分析した。5.2では、ベイジアンネットワークモデルを用いることで、各変状とポットホールの処置方法の依存関係を分析した。その結果、ポットホールの処置方法とクラックの有無に依存関係が見られた。5.3では、路面性状調査データを追加で用いることで、ポットホールの発生・処置をハード面、ソフト面から分析した。その結果、ポットホールの処置方法にはわだち掘れが統計的に有意に関わっていると見出された。

しかしながら、本研究で得られたベイジアンネットワークモデルを現実のアセットマネジメントに適用するためには今後改善していかなければならない課題がいくつか存在する。まず、ベイジアンネットワークによる分析で用いたデータセットはポットホールに着目しその距離標の前後100m以内かつ事前に起こった変状の有無について0または1で入力を行っているが、ポットホールの中には二年間のデータのうち、一年目の序盤に起こったものや二年目の終盤に起こったものが存在する。どちらのポットホールに対しても同じ条件で他の変状の有無についてデータセットを入力したが、モデルに不確実性が生じるため、例えばポットホールが発生した時点から半年前まで等の期間を限定して集計を行うことでモデルの信頼度を増すことが出来る。現状、日常巡回に関してデータが不足しており、区間幅を狭めて、より詳細な分析を行うことが困難である。しかしながら、この問題は今後日常巡回のデータが大量に蓄積されることにより、解消されることが見込まれる。

さらに、本研究では舗装上の変状の有無とその処置方法を用いてモデルを導いたが、現実の世界では交通量や、降水量、大型車混入率等の様々な要素が絡み合って変状が発生する。今後の研究では先述した要素にさらにあらゆる要素を取り入れてプロファイリングに資するベイジアンネットワークの開発を行う必要がある。

また、本研究で求められたベイジアンネットワークモデルは、日常巡回の記録から得られたものであるが、実際に現場で行われた補修工事が最適であるとは言い切れない。よって、最適性を担保するためにはLCC等の評価基準を実際に導入する必要がある。しかし、現場で行われた補修工事がある程度の最適性を担保していると仮定すると、本研究で求められたモデルから、ポットホールを発見した際にどういった補修をするべきかについての

意思決定を迅速化することが出来る。

ロジスティックス回帰分析に関しては、ベイジアンネットワークと比べて因果関係を分析することは出来ないため、変状の発生メカニズム等の分析には不向きではある。しかしながら、ベイジアンネットワークを用いた手法よりポットホールの処置方法に関する的中率が高くなっており、優れた結果が得られた。さらに追徴解析により、今後データを取りまとめるうえでの示唆が得られ、今後の展望に有益な情報が得られた。

参考文献

- 1) 国土交通省 (2018 年 11 月 2 日) 「インフラ長寿命化とデータ利活用に向けた取組」 国土交通省, <https://www.kantei.go.jp/jp/singi/keizaisaisei/miraitoshikaigi/sankankyougikai/infrastructure/dail/siryoku2.pdf> (最終閲覧日 2019 年 1 月).
- 2) 国土交通省 (2018 年 3 月) 「舗装点検要領」 国土交通省 道路局 国道・防災課, http://www.mlit.go.jp/road/ir/ir-council/pdf/yobo3_1_10.pdf (最終閲覧日 2019 年 1 月).
- 3) 吉岡正樹, 森田光治, 伊藤晃一, 伊藤裕行, 盛田泰史 (2012) 「路面性状測定車によるアスファルト舗装の劣化調査及びその評価」 (公認社団法人地盤工学会 第 21 回調査・設計・施工技術報告会資料) http://jgs-chubu.org/wp-content/uploads/pdfupload/download/syn4/pdf/21/21_2_1.pdf (最終閲覧日 2019 年 1 月).
- 4) 国土交通省 (2019 年 8 月) 「橋梁等の平成 30 年度点検結果をとりまとめ」 国土交通省 道路局 国道・技術課, <https://www.mlit.go.jp/common/001302572.pdf> (最終閲覧日 2020 年 7 月).
- 5) 小林潔司, 中谷昌一, 大迫湧歩, 安部倉完: 橋梁の劣化速度の異質性を考慮した補修戦略プロファイリング, 土木学会論文集 D3, Vol73, No.4, pp201-218, 2017.
- 6) 細野真臣 (2013) 『ベイジアンネットワーク』 コロナ社.
- 7) 鈴木讓, 植野真臣, 黒木学, 清水昌平, 湊真一, 石畠正和, 樺島祥介, 田中和之, 本村陽一, 玉田嘉紀 (2016) 『確率的グラフィカルモデル』 共立出版.
- 8) 田中和之 (2009) 『ベイジアンネットワークの統計的推論の数理』 コロナ社.
- 9) 布施孝志, 渡邊拓也: ベイジアンネットワークに基づく OD データの地域間依存関係の視覚化, 土木学会論文集 D3, Vol70, No.5, I55-I61, 2014.
- 10) 津田 尚胤, 貝戸 清之, 青木 一也, 小林 潔司: 橋梁劣化予測のためのマルコフ推移確率の推定, 土木学会論文集, No.801, 69-82, 2005.
- 11) 貝戸 清之, 小林 潔司, 青木 一也, 松岡弘大: 混合マルコフ劣化ハザードモデルの階層ベイズ推計, 土木学会論文集 D3, Vol.68, No.4, 255-271, 2012.
- 12) 水谷大二郎, 貝戸清之, 小林潔司, 平川恵士: 気象状況を考慮したポットホールの管理重点化ルール, 土木学会論文集 F4(建設マネジメント), Vol70, No.3, 63-80, 2014.
- 13) 若林由弥, 桑原正明, 渡邊一弘: 早期劣化したアスファルト舗装の各種構造調査に基づく劣化メカニズムの推定, 土木学会論文集 E1(舗装工学), Vol75, No.2, 143-150, 2019.

謝 辞

本論文を結ぶにあたり、本研究の遂行に際しまして、ご指導、ご協力を頂きました多くの方に感謝の意を表します。京都大学工学研究科の須崎純一教授には、大変ご多忙の中、体調の優れない自分のために修士論文遂行のサポートをしていただきました。心より厚く感謝申し上げます。京都大学工学研究科の松島格也准教授には、研究の打ち合わせの際に丁寧な指導をいただいたほか、私生活においても精神的なサポートをしていただきました。心より厚く感謝申し上げます。また、神戸大学工学研究科の瀬木俊輔教授には、ゼミなどでご指導をしていただいたり、統計などの技術的な内容に関して丁寧にご指導していただきました。心より御礼申し上げます。京都大学工学研究科の横松宗太准教授には大変ご多忙のところ研究の副査を引き受けてくださり大変貴重なアドバイスをいただきました。心より厚く感謝申し上げます。元京都大学工学研究科教授の小林潔司氏には、退官されるまでの年間研究の指導をしていただいたほか、研究会では御助言をいただきました。心より感謝申し上げます。研究の目的を大事になさるご指導は、研究以外の場面においても活用できるものでありました。心より感謝申し上げます。元秘書の細見さやか氏、現秘書の中尾智子氏には、事務手続き等の研究室生活のサポートをしていただいたほか、様々な支援をしていただきました。心より感謝申し上げます。新都市社会技術融合創造研究会道路資産管理高度化のためのデータベース構築に関する研究の参加メンバーの皆様には、毎回の研究会での御助言を頂きました。心より感謝申し上げます。最後になりましたが、計画マネジメント論研究室の諸先輩諸兄には、日ごろから研究や就職活動などの相談に乗っていただいたほか、研究の合間には息抜きに様々な会話をしていただき研究室生活の支えとなりました。心より厚く御礼申し上げます。

付 録 A ロジスティック回帰分析

A.1 ロジスティック回帰モデルとは

ロジスティック回帰モデルとは、ある現象が発生する確率 P を目的変数とし、その現象の出現を説明する変数群 $x_1, x_2, \dots, x_n$ との関係が次のロジスティック関数によって表されるとするモデルである。

$$P(x_1, x_2, \dots, x_n) = \frac{1}{1 + \exp(-(\alpha + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_n x_n))} \quad (\text{A.1})$$

ただし β_m は係数である。ロジスティック関数を表す曲線は 図-A.1 の通りであり、確率 P は 0 と 1 の間の値をとる。

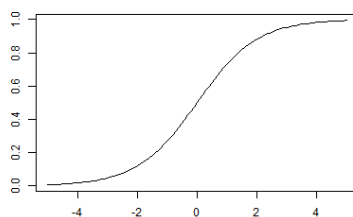


図-A.1 ロジスティック曲線

A.2 ロジスティック回帰分析とは

ロジスティック回帰分析とは、現象の有無と説明変数の値 $x_1, x_2, \dots, x_n$ が明らかとなっているデータを分析して $\alpha, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n$ を求めることである。説明変数の選択には変数増減法を利用し、それらの係数 $\alpha, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n$ の推定・決定には最尤法を利用する。この分析方法を用いる利点を以下に挙げる。

- 複数の説明変数を考慮することが出来る。(連続変数だけではなく、離散変数やカテゴリ項目を取り扱うことが出来る。)
- 統計ツールを用いることで短時間推計が可能である。
- 確率の予測に適している。