

明示制約と暗黙傾向に沿った計画の自動立案方式の検討
 Consideration on Automatic Planning Method
 Satisfying Explicit Constraints and Implicit Patterns

高橋 由泰[†]
 Yoshiyasu Takahashi

田沼 巖[†]
 Iwao Tanuma

鄭 建[†]
 Jian Zheng

小林 雄一[†]
 Yuichi Kobayashi

1. はじめに

知識、ノウハウを持つ熟練者は、製造業初めとする産業界にとって、現場業務や計画業務の遂行上、なくてはならないリソースである[1]0。しかし近年は労働人口の減少、豊富なノウハウを有する熟練技術者の引退等により、熟練者が不足しつつある。この状況に対し、我々はITを適用して熟練者による業務を見える化して伝承容易化したり、自動化して機械によって代替することで、熟練者不足を解消することを旨とし、研究を推進している。

熟練技術には大きく分類して運動的な技術と知識管理的な技術に分けることができるが、このうち、計画の立案など知識管理的な熟練技術の自動化は、まだ十分ではない。

その一つの理由として、基本的には全て文書化、モデル化できると考えられているためと、我々は考えている。実際、知識管理的な技術が解決する対象を、決定変数、制約条件、目的関数からなる数理モデルで定式化し、数理最適化問題として解決している例は多数ある。

しかし、知識管理的な技術でも記載が難しく、伝承・全自動化が難しい分野は存在する。本論では、このような知識管理的な技術における熟練知識の全自動化方式について提案する。

2. 適用先とその課題

2.1 適用先

知識管理的な技術の全自動化の例として、本論では米国におけるシェールオイル(タイトオイル)の坑道掘削計画の立案を取り上げる。シェールオイルは、岩に含まれているオイルであり、従来は活用することが難しかったが、近年の高圧水による破碎技術の進展の結果、取り出せるようになったものである。

シェールオイルに関しては、世界有数のタイトオイル賦存層である Bakken formation を含む米国 North Dakota 州において、開発申請・許可等のデータがオンラインのオープンデータとして公開されており、開発申請書の内容、油井の位置、油井の3次元データ、生産量データ、掘削中の地層情報等が入手できる[2]。

上記データを元に、坑井の最深部を点として、坑井の数だけ点を描画すると、図1のようになる。数として1万を超える井戸が掘削されている。また、一つの坑道を描画すると図2のようになる。この例では、ほぼ垂直に掘削され、最深部で2つの方角に別れ、そこからは水平に掘削されていることが分かる。シェールオイルは岩に閉じ込められているため、図2のように、深いところで水平に井戸が伸びる点に特徴がある。

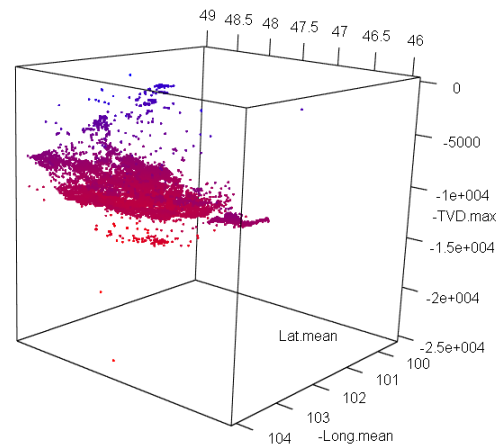


図1 坑井の集中状況

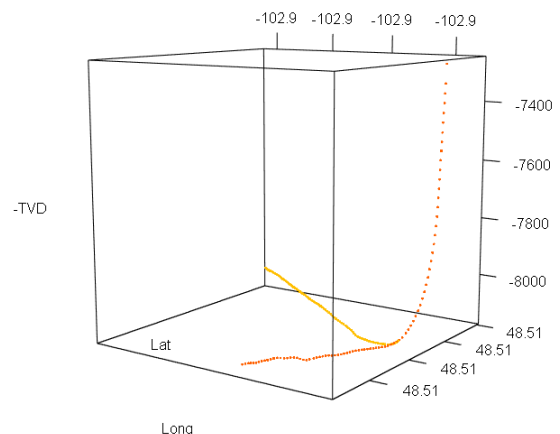


図2 坑道の掘削形状

2.2 課題

本研究では坑道配置問題を扱う。坑道配置問題は、既に坑道が単数もしくは複数本掘削されている土地において、さらに1本坑道を開削する場合の最適な坑道配置を求める問題である。坑道の掘削形状の設計には、許可された土地の内部での坑道配置に関する制約条件や、掘削コスト、それに有望な場所を掘削できるか、といった条件をもとにする最適化問題として定式化できる。

しかしながら、目的関数の一部は予めパラメータを定められないという問題がある。例えば、図1を見れば分かるように、現在、既に多くの坑道が掘削されているため、坑道が密集しており、坑道と坑道の間隔(Well space)が狭くなっている。よって、坑道の近くにある岩に閉じ込められた石油を採取するが、あまりに坑道と坑道の間隔が狭いと、

[†] (株) 日立製作所 研究開発グループ

お互いに干渉してしまい、採取できる石油の量が低くなってしまいます。しかし、どの程度まで狭めることができるか、ということが分かっておらず、経験的に約 500ft.とされているだけであり、目的関数のパラメータにそのままでは組み込めない。

本研究では、このように一部の目的関数パラメータが不明な場合の最適化問題について検討する。

3. 明示制約と暗黙傾向に沿った計画自動立案方式

3.1 提案方式

我々は、第 2 章のような課題を解決するための基本方式として、数理最適化と機械学習を組み合わせた計画自動立案方式を検討している (図 3) [3]。

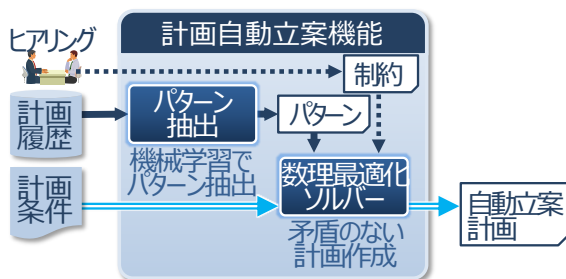


図 3 提案方式

本方式では、ヒアリングをもとに制約条件、決定変数からなる定式化を行い、数理最適化ソルバーの入力とする。同時に、過去熟練技術者が立案した計画履歴をパターン抽出器に入力して、機械学習によりパターン抽出を行う。ここで、パターンとは制約条件の境界値や、決定変数が従う分布である。そしてこれらをさらに数理最適化ソルバーに制約条件として入力することにより、より適した計画を自動立案する。

これにより、従来、全制約条件を網羅してヒアリングしつくすことが難しい、あるいは条件に加えある特定の条件にのみ適用される条件が多くあり、適用条件を聞き出すのが難しい、あるいは制約条件の境界値に理由があるが、それを正確に聞きだすことが難しい、といった従来の計画方式を改良できると考えている。

既に生産計画立案や人員スケジューリング等の問題で適用実験や本格稼働を始めている。一方で本報告で報告するような、戦略的な長期計画立案・最適化問題への適用はまだ研究段階にある。

3.2 方式の適用実験評価

本方式により、実際の North Dakota データを元に対象となる土地を一つ決め、その土地内で新規に掘削すべき最適な坑道配置を定めた。ここで、掘削する坑道の長さ、深さ等の形状は与えられたものとした。

機械学習により決定すべきパラメータは、坑道と坑道の間隔の評価パラメータである。従来の方式が正しいとも限らないものの、現状では他に理論的な式が分かっていないため、従来の経験による坑道の間隔とその石油回収状況から、間隔を決めることとした。すなわち、既存データから

坑道間隔と産出石油量との関係を機械学習器に掛け、最適な坑道間隔を割り出している。

3.3 試験評価結果

まず、坑道の間隔のヒストグラムを図 4 に示す。一般的な坑道間隔は 500ft. 近辺であるが、大きく散らばりがある。

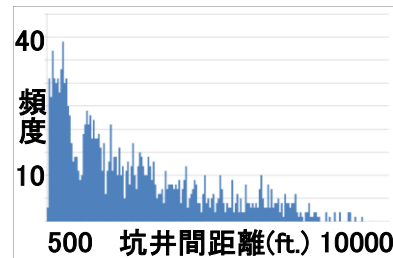


図 4 坑道間隔のヒストグラム

石油回収状況は、単純な坑道間隔の関数としてはモデリングできなかった。よって坑道間隔や場所、周囲の石油回収状況の関数とし、Random forest を用いたモデルとしている。そしてモデリングしたのち、与えられた土地の中で最大となる石油回収を与える土地を図 5 のように予測することができている。ここで、オレンジが強いところが石油回収が多いと見込まれる点であり、坑道間隔の制約等を含めて推奨結果を算出している。

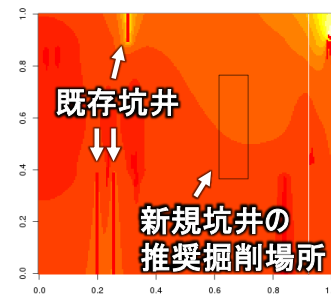


図 5 坑道配置の推奨結果

図 5 を実際の掘削結果と照らし合わせたが、今のところ実際の掘削結果と一致させることはできていない。まだ参照できていないパラメータがあるものと考えており、ディープラーニングの応用も含め検討していく。

4. おわりに

本論では、知識管理的な技術の自動化に関し、自動化手法を提案し、坑道配置問題に適用した結果を報告した。

参考文献

- [1] 山口郁睦, “製造業における効率的な技術・技能伝承の進め方”, 中部産業連盟 マネジメント大会, 29 (2016).
- [2] The North Dakota Industrial Commission, Department of Mineral Resources, Oil and Gas Division, <https://www.dmr.nd.gov/oilgas/>, 2019/3 閲覧森
- [3] Jian Zheng, Yoshiyasu Takahashi, Yuichi Kobayashi, Tatsuhiro Sato, “Towards Developing a Self-Explanatory Scheduling System Based on a Hybrid Approach”, 18th International Conference on Planning and Scheduling, ICPS2016 (2016).