

CAD ソフトの操作ログ分析による操作スキルの抽出

Extraction of the operational skills by analysis of CAD operation log

新實 桂佑*¹
Keisuke Niimi

外池 昭雄*¹
Akio Sotoike

有里 達也*¹
Tatsuya Arisato

*¹ トヨタ自動車株式会社
Toyota Motor Corporation

The acquisition of the CAD operational skills is necessary to effective car development. In this study, we tried extraction of the operational skills by analysis of CAD operation log. As a result, we succeeded in extracting the tacit knowledge from CAD operation log.

1. まえがき

自動車の効率的な開発には、開発者の意図する部品形状を、なるべく短期間で 3D モデル化する必要がある。3D モデルの作成期間は CAD ソフトの操作スキルに依存するが、現状では全開発者が十分な操作スキルを習得できているとは言えない。

このため、CAD ソフトの操作を客観的に分析し、操作スキルを漏れなく抽出できる手法が求められている。

一方で、スキルサイエンスの分野では、チェロ演奏時の動作をデータ化し演奏スタイルを分類する[古川 16]など、動作データをクラスタリングや決定木により統計的に知見化する検討が知られている。

本検討では、CAD ソフトの全操作が記録される操作ログを作成工数の大小で分類して特徴を比較することで、暗黙知となっている CAD ソフトの操作スキルを抽出する手法を構築した。

2. 検討の方向性

2.1 CAD ソフトによる 3D モデルの作成

(1) 3D モデル作成方法

3D モデルは、2 次元の断面図に奥行き又は中心軸と回転角度を定義して得られた単純な立体を組合せて作成される。作成の流れを図 1 に示す。

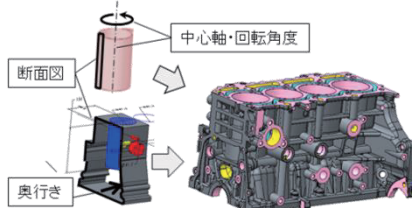


図 1. 3D モデル作成の流れ

(2) CAD 操作の特徴

同形状の 3D モデルであっても異なるコマンド、手順で作成できる。そのため、「コマンドや手順の選択 (= 操作スキル)」が作成工数に大きく影響を与える。概念を図 2 に示す。



図 2. 操作スキルの違い(概念)

2.2 従来の操作スキル抽出手法の問題点

従来は、CAD ソフトのベテラン利用者へのインタビューなどで操作スキルを抽出しようとしていた。問題点を以下に示す。

- 問題点① 利用者が無意識に行っている操作は抽出不可
- 問題点② 利用者により選択するコマンドや手順が異なることが多く、どれが最適か判断することが困難

2.3 問題点①②への対応方針

CAD ソフトの全操作が記録される操作ログを活用し、操作スキルを漏れなく客観的に抽出できる分析モデルを構築する。

(1) 自社の CAD 環境と操作ログ

CAD 環境の構成を図 3 に示す。操作ログは、保守用サーバに自動蓄積されている。

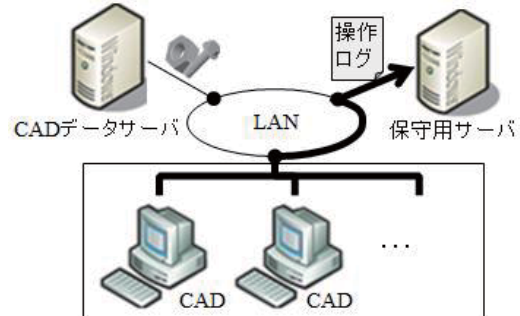


図 3. CAD 環境の構成

(2) 分析モデルの構成

分析モデルは、データ準備、データクレンジング、分析(機械学習)、操作スキル抽出の 4 層で構成した。各層の役割を図 4 に示す。

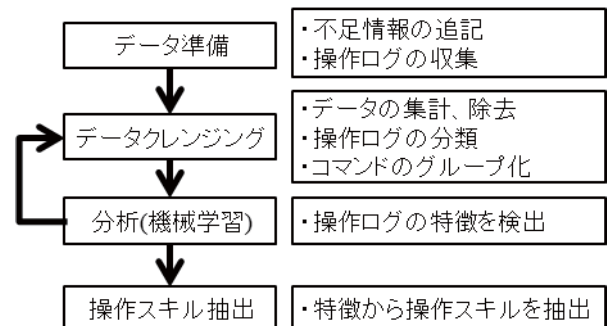


図 4. 分析モデルの構成

連絡先: 新實桂佑, トヨタ自動車(株), 愛知県豊田市トヨタ町 1,
tel.050-3165-8814, keisuke.niimi@mail.toyota.co.jp

3. 分析モデルの試行結果

本検討では、実際の自動車開発時の操作ログを使用し、図 4 の分析モデルで操作スキルの抽出を試行した。

3.1 データ準備

分析には、3D モデルの作成プロセス、実行コマンド、タイムスタンプ、作業中のファイル名(命名規則から 3D モデル形状を特定可)の情報が必須であると考えた。

(1) 不足情報の追記

ベースとなる操作ログには、作成プロセス、実行コマンドが含まれていた。一方、タイムスタンプとファイル名が記録されていないため、ツールを作成し追記した。実例を図 5 に示す。

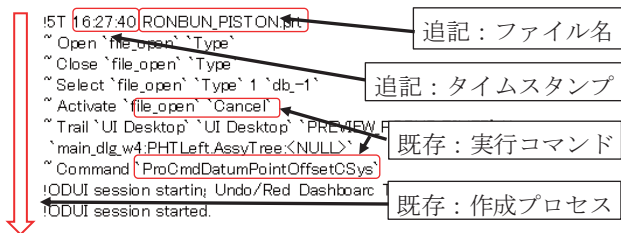


図 5. 操作ログの実例

(2) 操作ログの収集

50 名、1 カ月分の操作ログを収集した。詳細を表 1 に示す。

表 1. 収集した操作ログ

項目	収集結果
ファイル数	4,708(個)
操作ログの行数	70,059,428(行)
合計データ容量	13(GB)

3.2 データクレンジング

以下(1)~(3)を複数サイクル実施した。結果を表 2 に示す。

表 2. 分析対象の操作ログ

項目	クレンジング前	クレンジング後
操作ログの行数	70,059,428 (行)	6,111,243(行)
コマンド種類	1,215(種)	1,063(種)

(1) データの集計・除去

タイムスタンプから、形状の作成工数、各コマンドの実行間隔、単位時間当たりの実行頻度などを集計した。また、「保存」など操作スキルに関連しないコマンドやシステムログを除去した。

(2) 操作ログの分類

ファイル名から 3D モデル形状を特定し、類似形状毎に操作ログをグループ化した。さらに、各グループ内を作成工数の大小で 2 つのグループに分類した。

(3) コマンドのグループ化

1 操作で連続的に記録されるコマンドを 1 回とカウントし、類似コマンドをグループ化した。実例を図 6 に示す。

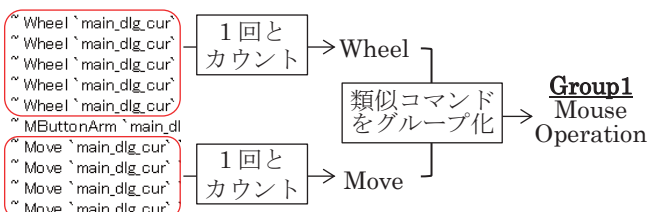


図 6. グループ化の例(マウス操作)

3.3 分析(機械学習)

機械学習を実施し、「作成工数大/小のグループ」の特徴を比較した。各機械学習手法のねらいを表 3 に示す。

表 3. 機械学習手法のねらい

機械学習手法	ねらい
(1)決定木	実行方法、実行間隔など、実行コマンド以外の特徴を抽出
(2)アソシエーション分析	コマンドの組合せの特徴を抽出

(1) 決定木の分析結果

目的変数を「作成工数の大/小」、階層数を「3~5 層」として決定木を作成した。大物部品の操作ログ(713 個、4,002,189 行)に関する結果を図 7 に示す。

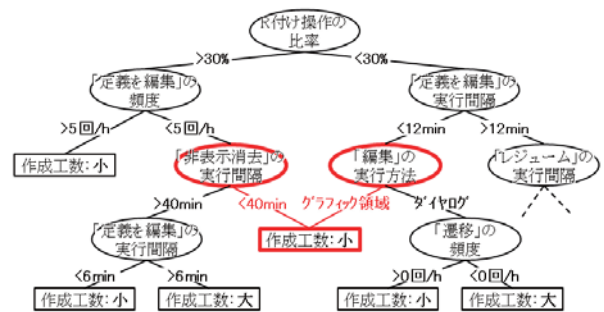


図 7. 決定木の結果(抜粋) ※赤字:詳細後述。

3.3.1.1. 決定木の結果の評価

決定木の“良さ”の尺度を分類の正解率と、過学習の有無により評価した。精度よく、過学習のない決定木であることが確認できた。詳細を表 4 に示す。

表 4. 決定木の確からしさの評価

指標	目標	結果
分類の正解率	全データの正解率 80%以上	80% (713 個中、568 個正解)
過学習なし	Hold-Out 法での正解率の低下が学習データ比 10%以内	正解率の低下: 7% 学習データ(573 個): 78% テストデータ(140 個): 71%

3.3.1.2. 決定木から得られた特徴

決定木から得られた「作成工数小のグループの特徴」の例を以下に示す。

特徴 1. 「編集」をグラフィック領域で実行(図 8)

特徴 2. 「非表示消去」を 40 分以内の間隔で実行

特徴 1. は無意識の操作であるため、従来の手法では抽出できなかった。また、特徴 2. は操作自体は既知だが、40 分以内に実行すると良いという閾値は明確化できていなかった。

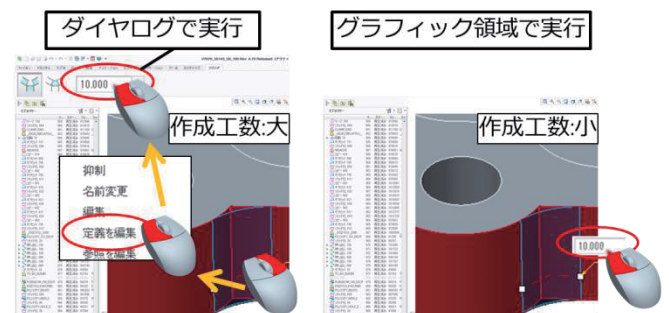


図 8. R 値を「編集」する際の実行方法の違い

(2) アソシエーション分析の分析結果

アソシエーション分析は、マーケティング分野で、購入記録を基に「よく一緒に購入される商品の組合せ」の抽出に使用される。今回は、購入記録:操作ログ, 商品:実行コマンドとして分析し、約 15,000 通りの組合せを抽出できた。詳細を表 5 に示す。

表 5. 結果の一覧

区分	件数
「作成工数小のグループ」のみ抽出	2,137(通り)
「作成工数大のグループ」のみ抽出	2,271(通り)
両方のグループで抽出	11,060(通り)

3.3.2.1. アソシエーション分析の結果の評価

結果の「良さ」の尺度を Lift 値により評価した。Lift 値は、コマンド A を実行した場合にコマンド B,C の実行確率がどの程度上がるかを定量化した指標である。Lift 値の定義を式(1)に示す。

$$\text{Lift 値} = \frac{\frac{(\text{コマンド A と BC の組合せ回数})}{(\text{コマンド A の実行回数})}}{\frac{(\text{コマンド B,C の実行回数})}{(\text{全コマンドの実行回数})}} \quad (1)$$

今回は、Lift 値 6 以上を有意な結果として採用し、抽出された約 15,000 通りの組合せを 450 通りに絞り込んだ。

3.3.2.2. アソシエーション分析から得られた特徴

アソシエーション分析から得られた組合せの例を表 6 に示す。抽出された組合せ自体は既知であったが、従来手法では、「作成工数大/小のグループ間」で実行頻度に偏りがあることは明確化できていなかった。

表 6. アソシエーション分析の結果(抜粋)

結果の比較	コマンド A	コマンド B	コマンド C
作成工数小のみ抽出 (図 9)	ラウンド	オプション「セット」	オプション「ピース」
作成工数大のみ抽出 (図 10)		面生成	延長

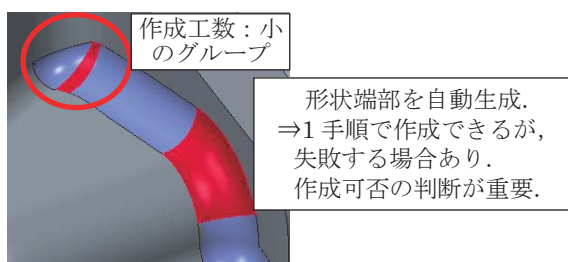


図 9. 「ラウンド」と「セット」「ピース」を組み合わせた操作

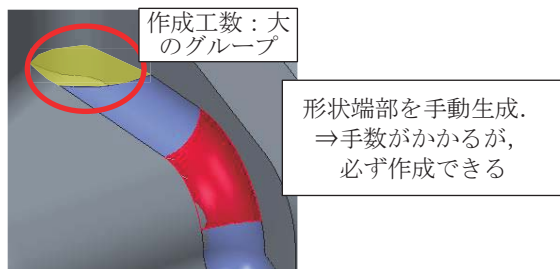


図 10. 「ラウンド」と「面生成」「延長」を組み合わせた操作

3.4 操作スキル抽出

機械学習の結果を CAD ソフトのベテラン利用者と考察し、有意な結果を全 24 件に絞込み、操作スキルとして標準化した。抽出の流れを図 11 に示す。

また、標準化した操作スキルの実行回数を操作ログから集計し、利用者へ展開した際の効果を試算した。結果として、作成工数を低減できることが確認できた。例を表 7 に示す。

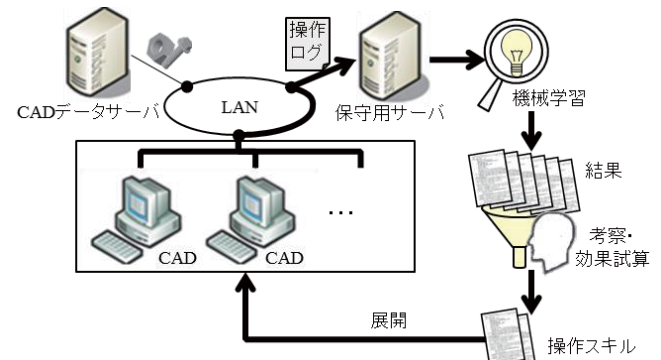


図 11. 操作スキル抽出の流れ

表 7. 結果の考察と効率化効果(抜粋)

機械学習の結果	考察
「作成工数:小のグループ」では「編集」をグラフィック領域で実行	マウス移動量が少なく作業時間短 (5sec/回)
「作成工数:小のグループ」では「ラウンド」を「セット」「ピース」と組合せる	形状端部を自動生成 作業時間短 (15min/回)

4. 考察

本検討により、操作ログから操作スキルを漏れなく客観的に抽出できる手法を開発した。その結果、実際のログから有益な操作スキルの抽出にも成功し、CAD 利用者へ展開できた。

今後は、分析時間の短縮に取り組み、リアルタイムに不足スキルを提供するなど、より早期に利用者を育成できるしくみを検討していく。

最後に、分析時間の短縮には、3 層目「データクレンジング」の効率化が必須である。これは、本検討以外にも、ビッグデータ分析全般の共通課題であるため、人工知能を活用した効率的な手法の開発など基礎技術の発展に期待したい。

謝辞

論文中の分析モデル構築について、日本アイ・ビー・エム 株式会社様、株式会社 トヨタコミュニケーションシステム様に多大なるご協力を頂いた。深謝する。

参考文献

[古川 16] 古川康一, 升田俊樹, 西山武繁: チェロ演奏動画の目視によるデータ獲得と演奏スタイルの分類, 第 30 回人工知能学会全国大会, 2016.