

(62) 深層学習による工事発注資料の分類と 道路地図更新の効率化への適用

小林 亘¹・市川 広志²

¹正会員 東京電機大学教授 研究推進社会連携センター (〒120-8551 東京都足立区千住旭町 5 番)

E-mail: wkoba@mail.dendai.ac.jp

²非会員 一般財団法人日本デジタル道路地図協会 上席調査役

(〒102-0093 東京都千代田区平河町 1 丁目 3 番 1 3 号)

E-mail: itikawa@drm.or.jp

道路地図やカーナビゲーションデータを道路供用に合わせて更新できるよう、道路の工事段階での情報の活用を図っている。人手で分類している工事発注資料の選別作業の効率化を図るため、工事発注資料を深層学習によって分類する手法について実験を行い、分類の精度、作業の効率化の観点から評価を行った。実験の結果、様式の整った資料は高い精度で分類できることがわかった。これにより、図を含む資料と含まない資料を分類でき、文書名だけでは判別しにくい大量の資料から、チェックすべき資料を抽出できる。しかし、工事発注資料から工事と道路地図の更新との関係を判別するには、さらなる精度の向上が必要であることがわかった。

Key Words: construction document, image classification, deep learning, road-map updating

1. はじめに

道路地図やカーナビゲーションデータの作成者は、道路の供用開始の前から道路地図の更新に必要な情報を様々な手段で収集している。道路の工事の情報もその一つである。我々は、発注者の許可を得て、入札情報サービスから工事発注の情報を収集し、道路地図への活用を図っている。情報の収集時には、対象とする工事を発注機関名や工種等で絞り込むことができる。しかし、工事が道路地図の更新に有用なものか否かは明示されていないため、土木一式工事、舗装工事等の広い範囲の工事の情報を全て取得し、その後、道路地図の更新に有用な工事を選別している。選別作業は、人手で行っており、選別者には道路地図と建設工事の知識が必要であり、効率化が望まれる。

2. 工事の発注資料

入札情報サービスから取得できる工事発注の情報は、検索後の画面及びダウンロードできる資料である。ただし、ダウンロードの対象となる資料のない工事、登録した IC カードがなければダウンロードできない工事等

がある。ダウンロードできた資料（ここでは「工事発注資料」と呼ぶ）のうち、図が大部分を占めるものを「図面」と呼び、それ以外の工事発注資料を「文書」と呼ぶこととする。図面には、工事場所を小縮尺の地図上に示した位置図、工事に関する事物の配置等を表した平面図（図-1に例を示す）、工事における特定の主題について詳細を示した構造図などがある。文書には、文字を主とする特記仕様書、公告文書等や、表組みされた文字を主とする設計書、内訳書等、図を含む計算書等がある。許可を得て静岡県¹⁾から収集した工事発注資料の一部について、その量と形式を表-1に示す。表-1で工事件数と発

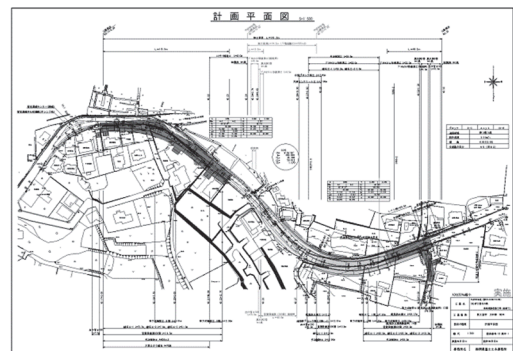


図-1 工事発注資料の平面図の例

注工事資料数が最も多かった週 B（入札締め切り日 2018/12/17~2018/12/23）のファイル形式と名称を調査した（表-2）。表-1 と表-2 から、工事発注資料がダウンロードできた工事には全て pdf 文書が含まれ、ファイル名に「図」を含む資料は pdf 形式であった。ただし、pdf 文書は必ずしも「図」をファイル名に含むわけではない。そして、ファイル名が「関連文書」等のものは、その内容が図面であるか、文書であるかが不明であることがわかる。

3. 工事発注資料から道路地図関係工事の選別

(1) 道路地図の更新に関係する工事を判別する資料

道路地図の更新に関係する工事であるか否かを判別するために有用な工事発注資料は「平面図」である。平面図により、道路に関係する工事であるか否か、道路の線形や構造や道路附属施設に関係する工事である否かを判定できる。そのほか、「実施設計書表紙」で工事の概要を把握すること、「工事費内訳表」で工事内容を確認することができる。

(2) 道路地図更新に使用するその他の工事発注資料

道路地図の更新に関係する工事であることが判明した場合には、さらに「位置図」により、その場所を特定する。

4. 工事発注資料の分類方法

(1) 文字認識による方法

工事発注資料に含まれる文字を読み取り、道路地図の変化との関係を判定するものである。この方法は、文字を読み取り、読み取った文字を自然言語処理技術を用いて書かれた意図に沿う文字列にし、資料中の舗装、床板、のり面などの文字列の割合から道路地図との関係を分類することが考えられる²⁾。しかし、発注工事の内容を表す有力な資料は図面であり、そこでは図が主体であり、文字のレイアウトが規則的でないため、文字の認識は容易ではない。

(2) 古典的な画像処理による方法

古典的な画像処理技術の応用には、HOG 等の特徴量を画像から抽出して SVM(サポートベクターマシン)で歩行者を認識させるものなどがある。この場合には、所望する特徴量が歩行者とわかっているが、道路地図更新に関係する工事発注資料においてどのような特徴量を抽出

表-1 工事発注資料の件数とファイル形式の例（静岡県工事入札情報サービスから取得）

週	入札締め切り日	工事件数(カッコ内資料取得件数)	pdf資料取得件数(割合)	pdf以外(同)
A	2018/11/26-12/2	98(95)	476(100%)	192(93%)
B	2018/12/17-12/23	134(131)	691(100%)	233(89%)
C	2019/1/1-1/13	74(69)	391(100%)	133(78%)

工種は土木工事一式、舗装工事、鋼構造物、管工事、とび・土工・コンクリート工事、電気工事、電気通信工事、機械器具設置工事

表-2 工事発注資料のファイル形式とファイル名

ファイル形式	ファイル名の例	ファイル名に「図」を含む	ファイル名に「図」が無い
pdf	図面.pdf, 関連文書 2.pdf	234	457
pdf以外	関連文書 1.xls, 関連文書 3.docx	0	233

調査対象は、表-1の週 B

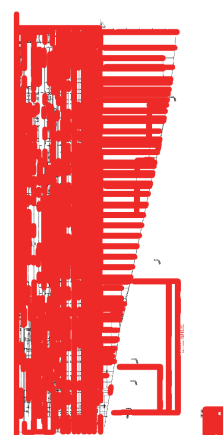


図-2 図面からの直線の検出例

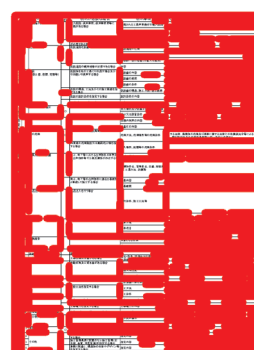


図-3 表組み文書からの直線の検出例

すべきかが不明である。文字を主とする文書と図を主とする図面を分類し、それぞれを別な方法でアプローチすることが考えられる。そのために画像の特徴量を多様な角度や長さを持つ線分や円を有するものであるとすることが考えられる。文書にも直線は含まれることがあるが、これらが枠や表を構成するものであるとするならば、間隔が規則正しく、かつ、方向が垂直と水平に限定される。

この特徴を利用して、工事発注資料から直線や円を抽出して、その角度や長さの多様性を特徴量として文書と図面の分類をすることが考えられる。その例を図-2、図-3に示す。これらは、ハフ変換（Hough 変換）³⁾により線分を取得して赤で上書きしたものである。図-2 は図面であり、図-3 は文書であるが、いずれも多数の垂直と水平の線分が抽出されている、このように取り出した線分から、分類に使用する特徴量として、長さ、角度、配置、規則正しさなどをどのように設計（特徴量エンジニアリング）するかは容易ではない。

(3) 画像を深層学習で分類する方法

工事発注資料を全て画像データとして扱い、深層学習で分類することが考えられる。すなわち、平面図、位置図、文書等の正解画像（教師データ）を多数準備して、これを学習させて分類ルールをモデルとして構築し、新たな工事発注資料をこの分類ルールに従って分類するものである。深層学習では、データを複数の重ね合わされた層が学習し、学習モデルの出力と真値との差を低くする方向に各層の係数をオプティマイザ（optimizer）が調整してモデルを構築する⁴⁾。画像を処理する際には、さらに畳み込みを併用して精度を向上させることが広く行われている。この方法により特徴量エンジニアリングの労力は軽減されることとなる。

5. 実験

ここでは、深層学習を工事発注資料の分類に適用し、その効果を測定する。

(1) クラスの設計

工事発注資料をどのようなクラスに分類するかは大きな問題である。現在の選別方法では、平面図、実施設計書表紙、というように種別ごとに資料を読み解くため、教師データもこれに準じて準備することが考えられる。そして、資料を体系的に分類した上で、道路地図との関連をさらに学習させる方法である。しかし、画像を一枚ずつ手作業で平面図、構造図と分類することは専門知識が必要であるうえ、平面図と縦断図が1枚となっている図面などでは判断に迷うこととなり、教師データを準備する負担が大きいという欠点がある。

このような負担を軽減するには教師データを準備するためのルールを単純化することが考えられる。ここでは、その方法を採用した。設計したクラスを表-3に示す。まず、外形的に容易に分類できるものとして、表-3の実実施設計書表紙（番号0）からテキスト（番号4）を定めた。実施設計書表紙は工事の概要をコンパクトに示し、

表-3 工事発注資料を分類するために設計したクラス

番号	内容	ラベル
0	実施設計書表紙	cover
1	工事費内訳表	item
2	数量単価表	material
3	位置図	location
4	テキスト(文字・表、図を含まず)	text
5	道路地図関係工事図(短期)	A
6	道路地図関係工事図(長期)	B
7	その他の道路工事図	C
8	道路工事以外の図	N

表-4 工事発注資料を分類するクラスの画像数

番号	内容	画像数
0	実施設計書表紙	299
1	工事費内訳表	1325
2	数量単価表	5379
3	位置図	349
4	テキスト(文字・表、図を含まず)	6831
5	道路地図関係工事図(短期)	484
6	道路地図関係工事図(長期)	285
7	その他の道路工事図	351
8	道路工事以外の図	1077



図-4 50×35 ピクセルの二値（白黒）に変換した工事発注資料の例

工事内訳表はその詳細を示す。数量単価表は工事内訳表と類似しているうえ、工事発注資料に多数含まれているため、深層学習による識別能力を測るために加えた。位置図は分類後の位置把握のためである。文書には、いわゆる図面ではないが、設計資料などで図を含むものがある。その図が工事の特徴を示すか否か、その大きさが全体の中でどの程度であるかなどを判定して、図とするか図ではないとするかを判別することを避けるため、テキストには、技術的な図が入ったものは、例え、小さな図であっても対象としないこととした。

番号5から8は位置図以外で図を含む工事発注資料である。これらの分類を一つの画像毎に判断して教師データを準備する労力を避けるため、工事毎にラベリングした。そして、その工事のラベリングを、そこに含まれる位置図以外の図を含む全ての工事発注資料に適用した。ここで長期とは橋梁下部工や土工のみの道路工事であり、その他とは舗装のオーバーレイなどである。

表-5 画像データの分類結果

予め分類	分類後									予め分類
ラベル	0:cover	1:item	2:material	3:location	4:text	5:A	6:B	7:C	8:N	真値合計
0:cover	98				1					99
1:item		444			1					445
2:material			1474							1474
3:location				97	2	2	1	1	4	107
4:text	3		2		2493	1	4	3	14	2520
5:A					24	79	8	88	118	317
6:B										
7:C					1	9	2	22	36	70
8:N		1		1	32	52	12	49	179	326
										5358

(2) データ

実験に使用した教師データを表-4 に示す。実験に使用したテストデータは、実験結果を示す表-5 に示す。

(3) 実験方法

クラス設計で述べた方針に従い、データを分類して教師データとテストデータを作成し、図-4 のような 50×35 ピクセルの画像にして深層学習を行う。

6. 実験結果と考察

実験結果を表-5、表-6、表-7 に示す。表-5 はあらかじめラベリングした画像が深層学習によってどのように分類されたかを示すものである。様式が比較的整っているラベリング番号 0 から 4 は、誤分類が少なく、90%以上正しく分類されている。これに対して、イメージが多様で、かつ、画像の見た目では分類していないラベリング番号 5 から 8 は誤分類が多い。しかし、ラベリング番号 0 から 4 と 5 から 8 を分類できたことにより、チェックすべき資料の枚数を 5358 枚から分類後のラベリング番号 5 から 8 の 684 枚へと約 13%以下へと減らすことができた。ラベリング番号 5 から 8 のうち、ラベリング番号 0 から 4 へと漏れた枚数は 34 枚、全体の約 0.6%である。

表-6、表-7 は分類番号 5 から 8 の分類結果を用いて、資料の分類結果から工事を道路地図更新との関係に分類したものである。各工事には複数の資料がある場合がある。表-6 は各工事の資料を分類した結果、分類結果の数が第一位であったラベルをその工事のラベルとした場合、表-7 は一つでもラベルがあれば、その全てのラベルを分類結果とした場合である。地図に関係する道路工事を抽出する精度は、真陽性率が低く、偽陽性率が高く、その向上が課題である。

7. おわりに

表-6 分類された画像ラベル数第一位を工事のラベルとした場合

ラベル	工事数	予測工事数	真陽性数	偽陽性数	真陽性率	偽陽性率
5:A	19	23	5	18	0.26	0.78
6:B	0	5	0	5		1.00
7:C	18	22	6	16	0.33	0.73
8:N	70	83	58	25	0.83	0.30

表-7 分類された画像ラベル全てを工事のラベルとした場合

ラベル	工事数	予測工事数	真陽性数	偽陽性数	真陽性率	偽陽性率
5:A	19	53	16	37	0.84	0.70
6:B	0	18	0	18		1.00
7:C	18	54	7	47	0.39	0.87
8:N	70	95	63	32	0.90	0.34

深層学習により工事発注資料を分類し、道路地図の更新の情報収集の支援を試みた。工事情報のオープンデータ化の動向や、インフラが老朽化するなかで図面の調査などに深層学習による図面の分類の応用が考えられる。

謝辞：本研究の実施に当たり、道路地図へのデータ利用をご快諾いただきました静岡県交通基盤部建設支援局・道路局に謝意を表します。

参考文献

- 1) 静岡県：入札情報システム、<<https://www.ppi.cals-shi.jp/ebidPPIPublish/EjPPIj>>、（データ取得 2018 年度）。
- 2) 小林亘，関本義秀，柴崎亮介：道路変化イベントの把握のための機械学習を利用した統合的システムに関する研究，土木学会論文集 F3（土木情報学），V ol.73, No. 1, pp.40-54, 2017.
- 3) 末松良一，山田宏尚：画像処理工学(改訂版), pp.133-135, コロナ社, 2014.
- 4) Francois Chollet: Deep Learning with Python, pp.8-12, Manning Publications, 2017.