

建築図面の解析によるフロアプランと電気設備の情報抽出

田中 福治¹ 石津 紘太郎¹ 水本 旭洋¹ 山口 弘純¹ 東野 輝夫¹

概要：近年、人感センサやドアセンサ、分電盤モニタ等を用いて家電や電気設備の稼働や居住者の位置を把握し、それに基づく行動把握や生活推薦、電気使用量の妥当性判断などを行うサービスに関する研究が行なわれている。そういったサービスにおいては、部屋構成やセンサの設置位置、家電の配置情報等を利用することで、より詳細な活用推定などが可能となるものも多い。例えば壁やドアなどの動線情報やコンセント、ビルトイン電気設備の位置や構成に関する情報と電気使用情報を組み合わせれば、家電や設備が稼働された位置を特定でき、詳細行動と位置情報の把握に用いることもできる。しかし、それらの情報は BIM (Building Information Modeling) データなどが利用できれば抽出が可能である一方、電子データ利用やその入手性に制約が多く、画像のみが利用可能であることが多い。これに対し本研究では、家屋の建築図面から、部屋の構造情報 (フロアプラン) ならびに電気設備情報を抽出する手法を提案する。提案手法ではモルフォロジー変換や Hough 変換により対象住宅の外壁と内壁を抽出し、抽出した壁の配置からドア位置を推定することでフロアプランを抽出するとともに、それらの情報から各部屋の領域と部屋間の接続関係を推定する。また、画像上の文字列を抽出し、子供部屋や寝室といった部屋名称を識別する。さらに、コンセント記号をオブジェクト認識技術により検出し、それらがどの部屋に属するかを判別する方法も提案する。86 世帯の一般住宅の建築図面 178 枚を解析した結果、69%の部屋を 0.9 以上の IoU (Intersection over Union) で認識でき、それらのうち 82.7%は部屋名称も正しく認識できた。また、コンセントは平均 F 値 71.9%で認識できた。

1. はじめに

近年、スマート分電盤と呼ばれる家庭内の消費電力データを集計可能な分電盤を備えたスマートホームが普及しつつある。スマート分電盤は、部屋やフロアといった区画や専用コンセント毎の消費電力の計測、記録が可能であり、消費電力データに基づいた屋内行動推定に関する研究も行われている [1]。消費電力データに基づく行動認識では、人感センサなどの設置を必要とせず、カメラやマイクを用いた行動認識などにおいて問題となるプライバシー侵害も回避できるといった利点がある。

位置推定や行動推定に対して、消費電力、および、電力に関連する家電やセンサを用いる場合、対象家屋における部屋構造 (フロアプラン) に加え、コンセント位置や家電の設置位置情報を消費電力データと組み合わせることで、居住者のより高精度な位置情報や行動情報の取得が可能になると考えられる。例えば、フロアプランにおける位置が既知の家電の起動・終了時刻や、人感センサにより稼働する照明の ON/OFF を検出できれば、家電操作が行われた

位置や時刻、在室状況を推定でき、それをもとにした在宅人数推定と床面積・人数に対する電力使用量の妥当性検証や部屋の使われ方と空調エネルギーの関係統計解析などにも応用できる。さらに、それらの時系列から動線情報を推定することもでき、居住者の運動量の推定やそれを用いた家事労働量の定量化なども期待される。

住宅の電気設備施工には建築図面が用いられ、各部屋の大きさや部屋同士のつながりといった部屋の構造情報に加えて、コンセントや電話線の配線、冷蔵庫や洗濯機、空調などの特定家電の指定設置位置、照明の種類とその照明に対応したスイッチの位置など、家庭内の電気設備情報が専用の電気記号により記されている。このような電気設備に関連する情報が付与された建築図面は、電気設備図や電気平面図と呼ばれている。一般に建築図面は CAD データとして作成されているものの、一方でソフトウェアや住宅ビルダ間でのデータフォーマットや記述仕様は共通化されておらず、上記に必要な情報を抽出することは容易でない。さらに、CAD データは、作成した建築士が保持することも多いため、建築図面を一元的に管理する場合には、画像化された図面のみが保持されることが多い。したがって、画像化された建築図面から上記のような情報を抽出できることが望まれる。しかし、建築図面の中でも、電気平面図に

¹ 大阪大学大学院情報科学研究科
Graduate School of Information Science and Technology, Osaka University

は、電力配線や電気設備記号に加え、設計者情報や建築素材、防火仕様、外壁の配色など、部屋構造とも電力情報とも直接関係しない文字列の情報が数多く含まれるため、一般の図面を対象とした既存の図面認識手法 [2] などによる情報抽出は困難である。

本研究では、建築図面から、フロアプランならびに付随する電気設備情報を抽出する手法を提案する。提案手法では、モルフォロジー変換や Hough 変換を用いて対象住宅の外壁と内壁を抽出し、壁の配置からドアの位置を推定する。さらに、それらの情報から各部屋の領域ならびに部屋間の接続関係を推定する。次に、建築図面から文字列を抽出し、子供部屋や寝室といった部屋名称を抽出するとともに、それらの図面上の位置から対応する部屋の名称を推定する。さらに、コンセント記号をオブジェクト認識手法 (YOLO v3) を用いて検出し、検出した各記号に対して、画像上の位置からそれらがどの部屋に属するかを判別する。

86 世帯の住宅における計 178 枚の建築図面を提案手法で解析した結果、0.9 以上の IoU (Intersection over Union) で 69% の部屋を認識でき、その内 82.7% の部屋で名称を正しく認識可能であることがわかった。また、電気設備としてコンセントを平均 F 値 71.9% で認識できることがわかった。

2. 関連研究

本章では、画像処理を用いて建築図面の解析を行っている既存研究について述べる。

2.1 電気平面図の解析

これまで文書分析のための自動化システムの実現や平面図解析の前処理を目的として、平面図のような図や表を含んだ画像から文字列を抽出する研究が行われている。文献 [3] では、文書画像を対象に、黒ピクセルで繋がったもののグループ化とそれらの並びに Hough 変換を適用することによって、文字列のフォントと大きさの変更、および文字列の向きに比較的依存しない自動文字列分離のアルゴリズムを提案している。文献 [4] では、平面図に壁の抽出による除去やスマリングによる線分の除去などの前処理を行いテキスト以外のノイズを除去することで、建築用平面図からの文字列の抽出を行なっている。

フロアプランの 3D モデルの生成や対応する CAD ファイルの生成を目的として、建築図面から壁やドア、窓 [5-7]、部屋領域 [2, 8-10] などの構造情報を抽出する手法の研究が行われている。文献 [5] ではセグメンテーション、ベクトル化、アークの検出、ループの検出などを用いて、建築用平面図からドアや窓、壁の検出を行っている。文献 [6] ではオブジェクト検出と属性推定を組み合わせた間取り図からの壁の検出に焦点を当てた手法を提案している。文献 [7] では標準の建築ドキュメントよりも解像度が低い平

面図に対して壁の抽出を行う完全なたみ込みネットワーク (FCN) を提案している。文献 [11] では従来の Hough 変換と画像ベクトル化を合わせた壁の抽出と円弧抽出を用いたドア検出によって得られる壁とドアによって、長方形の部屋領域が得られるまで画像を再帰的に分解することで建築平面図から部屋を検出している。文献 [8] では間取り図で使用可能な情報を壁やドアなどの構造情報と部屋名や部屋の面積表記などの意味情報へ分離し、また外壁の外側のコンポーネントを除去するなどの前処理を行うことで、不要な情報が与える悪影響を減らし、部屋の検出精度を上げる手法を提案している。文献 [9] では間取り図を壁などの構造情報と文字列やドアなどの意味情報に分離し、構造情報からは部屋を検出し、意味情報には OCR を適用して、部屋とそのラベル付けを自動で行うシステムを提案している。

上記の手法では間取り図にある予測可能な描画表記、例えば壁は黒く太い線で描かれていることや、壁が水平か垂直に描かれていることを元に、モルフォロジー変換や Hough 変換などの画像処理アルゴリズムを用いて間取り図の解析を行っていたが、実際には壁が黒く太い線で描かれないことや斜線や曲線で描かれることが多い。そこで近年、一連の低レベルの画像処理やヒューリスティックに依存しない学習ベースのアプローチにより図面上の部屋や壁、ドアなどを認識する研究 [10] [2] が行われている。文献 [10] では CNN を用いて間取り図から壁やドアの端点などの低レベルの構造情報を抽出して、それらから壁線やドア線などの高レベルの構造情報を復元して部屋を抽出する手法を提案している。文献 [2] では部屋の境界要素を予測する DNN と部屋の種類を予測する DNN の 2 つを設計し、壁や部屋に加えて、ドア、窓、部屋の種類など間取り図上にある様々な要素を認識している。

2.2 本研究の位置づけ

本研究では、行動把握や生活推薦、電気使用量の妥当性判断などの家庭内サービス支援を目的として、電気平面図から部屋や壁、ドアといった部屋の構造情報に加えてコンセント等の電気設備情報の抽出を行う。上記のように、電気設備情報の載っていない平面図を対象として部屋の構造情報を抽出する研究は存在するが、電気平面図を対象としている点や電気設備情報を抽出している点で本研究とは異なる。

3. 提案手法

本章では、建築図面の画像データから、フロアプランや各部屋の接続関係、電気関連情報を出力する手法について述べる。

図 1 に示すように、提案手法では、入力された建築図面に対して、まず、外壁、内壁、ドア、窓の検出を行う。そ

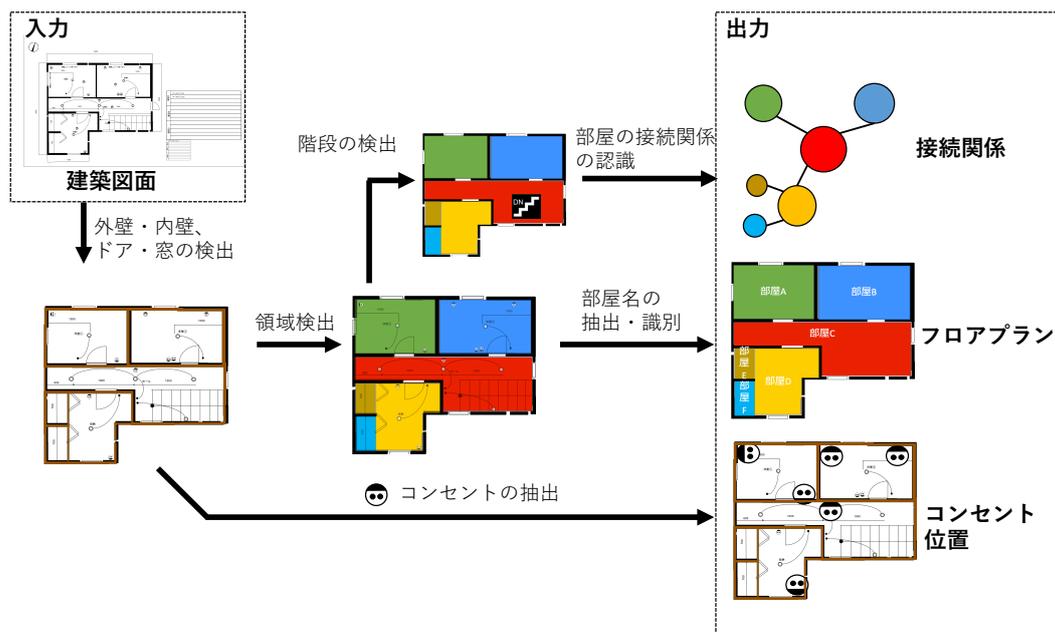


図 1 手法概要

して、外壁内部に存在する各部屋の領域や部屋の名称、階段の位置などを検出し、各部屋の接続関係やフロアプランを抽出する。また、電力関連の情報についても同様に検出を行う。本稿では、電力関連情報として、コンセント記号を対象とする。

以降の節ではそれぞれの処理について詳細を述べる。

3.1 建築図面

提案手法では建築図面の画像を入力として用いる。画像のサイズは図面上の文字が読み取れる程度の解像度を有すると仮定する。提案手法で入力として扱う建築図面の例を図2に示す。実際の建築図面全体を掲載することは難しいため、本論文では簡略化した図を用いる。実際の電気平面図は壁の素材やドアの部品IDなど、これより多くの情報を雑多に含んだ図面となる。図2は簡略化されているものの、掲載されている情報の形式は実際の建築図面に合わせてあり、画像中央に対象住宅の間取り図（フロアプラン）と電気設備情報がある。また画像左上には家の方位、画像右方には設計者情報や建築素材、防火仕様、外壁の配色などの情報が表で記載されている。フロアプランでは、壁は一般的に黒い太線で描かれており、窓やドア、階段などはそれぞれアークや二重線など専用の記号で、部屋名は対応する部屋の中にそれぞれ記載される。電気設備情報はコンセントであれば図13に示すように、それぞれに対応した記号で示される。

3.2 間取り領域の抽出

建築図面中には家の内部構造を表す間取りの情報の他

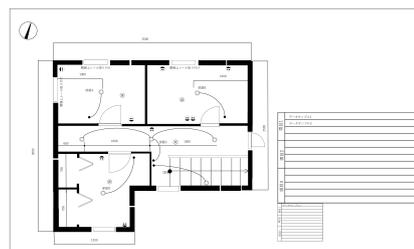


図 2 建築図面の例

に、設計者の名前や防火使用、屋根や壁の建築素材や配色を示す情報などの部屋構造とも電力情報とも直接関係しない文字列の情報が数多く存在する。これらの情報は基本的に間取り領域の外側に書いてあり、文字列抽出やコンセント抽出の際にも必要ないことから、必要な情報とそうでない情報を区別するために間取り領域を把握する必要がある。ここで間取りは家の外壁内部にのみ存在するため、外壁を抽出することで必要な情報が書かれた領域を把握する。間取り図において外壁は最も黒く太い線で描かれる。そのため画像にモルフォロジー変換を適用することで外壁の抽出を行う。具体的には、まず間取りの画像に対してグレースケール処理と二値化処理を行い、外壁以外の細かい線分が消えるまで収縮させ、外壁以外の線分が全て消えた後、元の大きさに戻るよう膨張させることで外壁を表す線分のみを抽出する。最終的に残った外壁を全て含む最小の長方形内を間取り情報として扱う。実際に図2に示す建築図面に対してモルフォロジー変換を行うと図3のようになる。

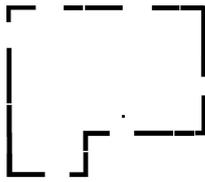


図 3 外壁抽出手法の適用例

3.3 部屋の抽出

ここで部屋とは子供室、寝室といった一般に部屋と呼ばれるものだけでなく、廊下や収納スペースなど屋内の区切られた全ての空間のことを指す。家は外壁、内壁、窓やドアといった要素で部屋として仕切られている。提案手法ではこれらの要素をこれらの建築図面上での特徴を用いて検出することで、部屋の位置および接続関係を理解する。

3.3.1 外壁、内壁の抽出

本節では外壁、内壁の抽出について説明する。外壁、内壁は建築図面内の他の要素と比べ黒く太い線として描かれる。そのため 3.1 節と同様にモルフォロジ変換を用いて建築図面から内壁と外壁の抽出を行う。ここで内壁が残る程度に図 2 に示す建築図面に対してモルフォロジ変換を行った結果を図 4 に示す。図 4 からわかるように、内壁は外壁ほどは太くないため、内壁が残るように変換処理を行うと、偶然文字と線分が重なった場所やコンセントを表す記号の一部、方位記号の針などの内壁と同じ厚みを持った黒い物体がノイズとして残る。ノイズの多くは内壁や外壁に比べ面積が小さいため、個々の物体に面積によるフィルタリングを行う。加えて外壁、内壁は 3.1 節で抽出した領域の内部に存在するため、物体の座標を用いることでもフィルタリングを行い内壁や外壁のみを抽出する。モルフォロジ変換に加えて大きさや座標によってフィルタリングを行った結果を図 5 に示す。

このままでは内壁・外壁のみが残っているただの画像であるため、この画像から内壁・外壁を認識する必要がある。提案手法は Line Segment Detector (LSD) [12] を用いた線分検出に基づいて外壁、内壁の認識を行った。具体的にはまず、内壁・外壁の抽出によって得られた壁のみの画像から OpenCV [13] に実装されている Canny 法によりエッジを検出する。次に検出されたエッジに対して LSD をかけて線分検出を行う。次に LSD により検出された二線分の内で、同一直線状になく並行しており、共通した x 座標あるいは y 座標を持つものを取り出す。ここで内壁・外壁は黒く太い線で表現されていることを考慮すると、これらの二線分の内で x 座標あるいは y 座標を共有している部分の二線分に挟まれた領域の黒密度が高い部分は壁であると

みなすことができる。そこで検出された二線分から上記の条件を満たすものを壁と認識していく。このとき並行二線分の距離から壁の厚さ、共通領域の四隅から壁の座標、二線分の角度から壁の角度が得られる。認識した壁を青い線分で描画した結果を図 6 に示す。

3.3.2 窓・ドアの検出

この節では窓とドアの検出手法について述べる。窓とドアは固有の描き方は存在するものの内壁、外壁に比べ細い線で描かれており、今回対象とする建築図面のように多量の情報が載っている画像からモルフォロジ変換、フィルタリングを用いて見つけるのは困難である。しかし建築図面場では窓やドアがある部分では外壁、内壁が不自然に途切れているため、3.3.1 節で抽出した外壁、内壁の情報から存在する場所の推定が可能である。窓やドアは主に以下の条件を満たす場所に存在する。

- (1) 二つの同じ厚さの壁が一直線上にあり、それらの壁の間に壁がない場合
- (2) 壁の延長線上に壁の厚さと同じ長さの線分（壁のエッジ）が存在し、壁と線分の間に他の壁が存在しない場合
- (3) 内壁の厚さと同じ長さの線分（壁のエッジ）が向かい合っていて、その間に壁がない場合
- (4) 二つの壁の端と端が同じ x 座標、あるいは y 座標を共有している場合

(1), (2), (3) の場合はドアや窓がある場合が多いので、先の内壁・外壁の認識によって得られた壁の位置や方向、厚さのデータと LSD をかけて線分検出した結果を用いて、内壁間ではドア・外壁間では窓として位置を検出してそこを補完する。(4) の場合はドアがないことがあるので、ドア・窓の位置の検出に加えてドア・窓の固有の描き方である二本の平行線分の検出を行い、ドア・窓があった場合のみそこを補完する。図 5 に示す壁のみの画像に対して、認識した窓・ドアで壁を補完した結果を図 7 に示す。

3.3.3 各部屋領域および接続関係の認識

この節では部屋の領域および接続関係の理解手法について述べる。3.3.2 節で建築図面から壁を検出し、窓とドアで補完した、全ての部屋が黒い線で囲まれた画像が得られた。したがってこの画像を反転させた時、一番外側のものを除いて黒いピクセルでつながっているものを抽出し、補完した壁に囲まれた領域を 1 つの部屋としてみなす。図 2 の建築図面から部屋を検出した様子を図 8 に示す。次に部屋の接続関係の理解について述べる。部屋と部屋はドアまたは階段で接続されているためそれを検出することで接続関係を理解する。部屋の位置は 3.3.3 節で、ドアの位置は 3.3.2 節で得られているため、それらの位置と形を用いて、ドアが横に伸びているならばそのドアの上下の部屋が、ドアが縦に伸びているならばそのドアの左右の部屋がつながっていると、部屋の接続関係を理解していく。

一方階層をまたぐ接続関係について、建築図面では異な

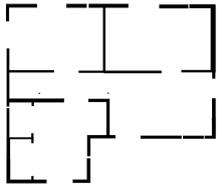


図 4 モルフォロジ変換による外壁・内壁の抽出

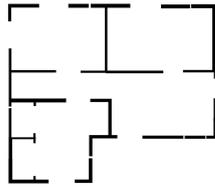


図 5 モルフォロジ変換と大きさ・座標のフィルタリングによる外壁・内壁の抽出

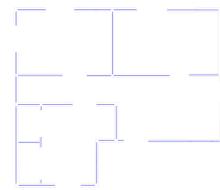


図 6 外壁・内壁の認識

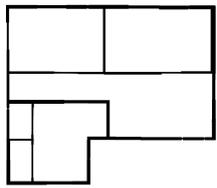


図 7 図 5 を検出したドア・窓で補完した結果

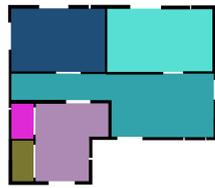


図 8 各部屋領域の検出

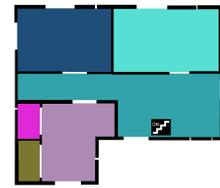


図 9 階段検出の例

る階の情報は異なる画像に書かれている。そしてそれらの別の画像に書かれた部屋の繋がりは階段で表されており、部屋の接続関係の理解のためにはこれを検出する必要がある。建築図面において階段は図 10 のように、黒丸と黒丸から階段の伸びる方向に伸びる矢印、矢印から垂直に伸びる縞模様と登り階段であれば UP という文字、下り階段であれば DN という文字の 4 つの要素で描かれているため、これらの階段の特徴の一部を用いて階段を検出する。まず黒丸の検出を行った。ここでは OpenCV に実装されている Hough 変換を用いた円検出により候補を挙げてから、候補それぞれの円内の黒ピクセルの密度をそれぞれ計算して、黒丸を検出した次に黒丸から伸びる矢印、線分の検出を行った。OpenCV に実装されている Hough 変換を用いた線分検出の結果から、黒丸から線分が伸びているかを判断し、階段の候補を絞る。最後に階段を見つけるために UP と DN という文字列を検出する。3.4 節で後述する文字列の抽出を階段の候補の周りに適用し、UP と DN という文字が近くに見つかった階段の候補を階段として検出する。これで上り階段と下り階段を検出できたため上階の下り階段がある部屋と下階の登り階段がある部屋はつながっていると接続関係を理解する。

3.4 部屋の名称の認識

部屋の名称は建築図面上に画像データとして存在している。多くの線分が描かれている建築図面から文字を抽出するのは困難であり、また建築図面から文字列領域を綺麗に

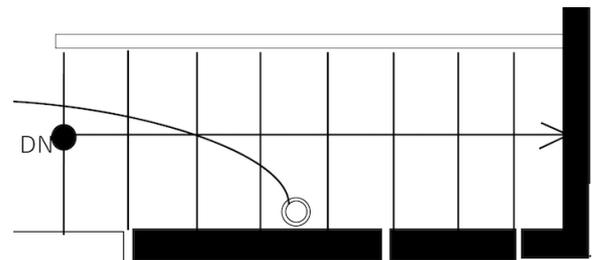


図 10 階段の例

取り出せても、認識を行なった際にその文字列が正しい文字データにならない可能性がある。さらに部屋の名称に関係ない文字も多数存在している。したがって建築図面から文字を抽出、認識したのち正しい部屋の名称を表している文字列を選択し、そこから部屋の名称を推定する必要がある。そこで本研究では文字列だと考えられる部分を抽出し、画像から文字を認識する技術である OCR [14] を用いて、画像データから文字データに変換し、得られた文字データから尤もらしい部屋の名称の認識を行う。

文字列を抽出するために、まず文字列を構成する文字を抽出する。文字は明らかに壁や長い直線、円形のものではないため、まず 3.3.1 節で抽出した壁と、Haugh 変換を用いて検出した線分と円を建築図面から除去する。ここで、文字は縦横比が決まっており、文字を囲む外接四角形内の黒密度が高いという特徴を持っている。そこで文字の抽出のために残ったものに対し、縦横比や黒密度によるフィルタリングを行う。まず壁、線分、円以外の物体に対し、隣

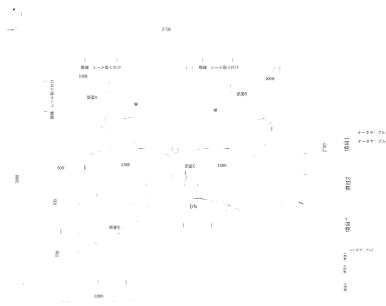


図 11 文字の抽出結果

接している黒ピクセル同士を同じ物体の一部であるとみなし黒ピクセルをグループ化させてコンポーネントを検出していき、そのコンポーネントが収まるようバウンディングボックスを作成する。その後論文 [4] で提案された手法を用いて、縦横比と大きさをフィルタリングする。このフィルタリングでは文字以外に点線や破線が残るが、これらは一直線状に点同方向に伸びる短い線分が並んでいるという特徴を持つため、物体とその周りの物体を含めた大きさと縦横比から検出し除去する。以上の処理でアルファベットの文字ならば検出できるが、ひらがなやカタカナ、漢字は、一つの文字が二つ以上の物体に分かれていることがある。一つの文字が二つ以上のコンポーネントに分かれていると後述する文字列検出を行う際不便であるため、閾値内の距離のコンポーネント同士を融合させることで漢字等で書かれた文字を一つのコンポーネントにまとめる。以上によって図 2 に示す建築図面から文字を抽出した結果を図 11 に示す。

次に得られた文字コンポーネントから同一の単語を形成する文字列を認識する。文字列は同じ大きさの文字が同一一直線状に並んでいるものであり、特に建築図面上では文字列は水平か垂直かどちらかの方向に書かれている。そこで今回は先に抽出した文字が同じ x 座標を持っているか、y 座標を持っているかを元に文字列を抽出する。具体的には水平に書かれている文字列を取り出す場合、ある文字に注目してその文字と同じ y 座標を持っている文字を取り出し、これを注目文字に近い順に見て、条件を満たす限り文字列として追加していく。ここで文字列に追加する条件としては、その時点で文字列を構成する文字の面積の平均を a として、文字列の端と追加文字の間の距離が \sqrt{a} を超えず、追加文字の高さと幅の平均と \sqrt{a} との差が $\sqrt{0.5 \times a}$ を超えないことである。垂直に書かれた文字列も同様にして取り出し、建築図面から文字列を抽出する。

次に得られた文字列と部屋の特徴を用い各部屋の名称を認識する。OCR で得られた文字列は完全に正しいとは限らないが、部屋の名称として取りうるものは限られている

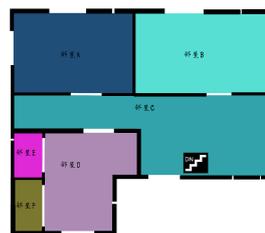


図 12 部屋の名称の抽出結果

ため、それらをリスト化し、部屋の名称のリストにある名称と取り出した文字列との編集距離を計算し、各部屋の領域内でリスト内の特定の要素と距離が一定以内で最も近い文字列をそのリストの部屋名として抽出する。ここで文字列領域を取り出せなかったか、OCR にかけた結果の文字データが実際の文字列とは程遠く、編集距離を計算した結果、部屋名と認識されず、部屋に名称が見つからないことがある。このような場合に対応できるように、提案手法では文字列が認識できない場合、部屋の構造的特徴を元にしてその部屋の役割を推測する。部屋の名称はその部屋の大きさや隣接する部屋数、隣接する部屋の名前などからある程度推測することができると思われる。そこでまず、ここまで取り出せた部屋名と 3.3 節で求めた部屋領域と部屋の接続関係を元に各部屋の大きさや隣接部屋数、隣接部屋名をまとめる。その後以下の順序で名称のわからない部屋の名前を決めていく。

- (1) まず洗面室や洗面脱衣室に隣接していて、隣接部屋数が一つしかない部屋を浴室とする。候補が複数ある場合はその候補の中で最も大きい部屋を浴室とする。
 - (2) 隣接部屋数が 1 しかない部屋は収納か洋室だと考えられるため、面積が閾値以上の部屋を洋室、閾値以下の部屋を収納とする。
 - (3) 隣接部屋数が 2 以上と多く、かつリビングや洋室などの収納以外と隣接している場合、その部屋をホールとする。
 - (4) 上記のどれにも当てはまらない部屋は洋室とする。
- 部屋の名称の抽出結果を図 12 に示す。

3.5 コンセントの検出手法

この節ではコンセントの検出について述べる。建築図面ではコンセントの記号は図 13 の記号で描くことが決まっている。この記号は円形で中に二つの黒点があり、黒い弧と弦がなす領域を持つという特徴を持っているが、建築図面によって大きさや形が多少異なり、また線分や文字列と重なっている場合があるため、単にテンプレートマッチン



図 13 コンセント記号の例

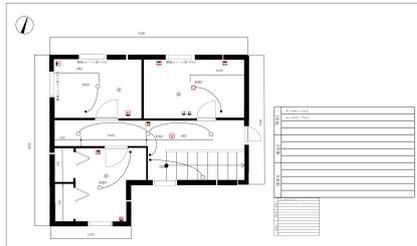


図 14 YOLOv3 の適用例

グや円検出を用いて検出することは難しい。そこで提案手法では大きさの変化やノイズに強い、特徴量に基づいた検出を行う。提案手法では画像から物体を検出する手法である YOLOv3 [15] を用いてコンセント検出を行う。

YOLO ではまず画像を $S \times S$ のグリッドに分割する。この分割した各グリッドに対して B 個のバウンディングボックスの推定とそのグリッドが物体である場合にどのクラスに属するかを推定する。推定した BoundingBox の中で信頼度の高いものだけを残し、残ったバウンディングボックスと各グリッドがとりうるクラスを照らし合わせることでバウンディングボックスのクラスを特定し、物体を検出している。

YOLO によるコンセント検出のために本研究では約 300 枚の建築図面から 4000 枚のトレーニングデータセットを作成し、これを学習させコンセント検出モデルを作成した。YOLO を用いて図 2 に示す建築図面に対してコンセントの検出を行った結果を図 14 に示す。

YOLO を用いただけではコンセント以外も検出することがある。そのため、YOLO によるコンセント検出後に大きさや縦横比によるフィルタリングを行う。YOLO のみでも検出結果の中でコンセント記号を取り出している割合は高く、同じ画像中でコンセント記号の大きさは変わらないため、検出結果から縦横比と面積の平均を求めて、そこから大きく外れているものを検出結果から除外する。

4. 性能評価

建築図面から壁、ドアと窓、各部屋の領域、各部屋の名称、部屋の隣接関係、各部屋にあるコンセントを抽出できているか評価するために、住宅会社の協力により入手した住宅 86 軒分、合計 178 枚の建築図面に対して 3 章で示した提案手法を適用することで性能評価実験を実施した。

表 1 壁検出の結果

precision	recall	F 値	平均 IoU
88.7%	97.3%	92.7%	86.5%

表 2 ドア・窓検出の結果

precision	recall	F 値
94.5%	90.2%	92%

表 3 部屋検出の結果

precision	recall	F 値	平均 IoU
82.6%	94.7%	84.8%	78.6%

表 4 部屋名の識別の結果

Precision	Recall	F 値
74.9%	73%	73.2%

評価指標としては、正と予測したデータのうち実際に正であるものの割合である Precision と、実際に負であるもののうち負であると予測されたものの割合である Recall, Precision と Recall の調和平均である F 値に加えて、壁検出と部屋検出に関しては検出できた領域の形や大きさが重要となるため、IoU (Intersection over Union) という検出領域と正解領域の共通領域を領域の和集合で割った値を用いた。

4.1 壁、ドア・窓検出の精度評価

まず 3.3.1 節で示した外壁、内壁の抽出精度を評価するため、86 軒分、178 枚の建築図面に対して手法を適用した結果を表 1 に示す。表 1 の正解と不正解の判断基準としては、正解の図面中の壁の領域に対して提案手法で抽出した壁の領域の不足している面積を偽陰性、はみ出している面積を偽陽性、被覆している面積を真陽性とした。結果、Precision は 88.7%, Recall は 97.3%, F 値は 92.7%, 平均 IoU は 86.5% となった。Recall に対して Precision が低くなった理由としては、壁の抽出手法の特徴上、壁に接しているコンセントの記号や波線、文字列なども壁の一部として取り出してしまうことが考えられる。

次に 3.3.2 節で示したドア・窓の検出精度を評価するため、86 軒分、178 枚の建築図面に対して手法を適用した結果を表 2 に示す。178 枚の建築図面にある 3,325 枚のドア・窓の内、提案手法で検出できた数は 3,005 枚、検出できなかった数は 320 個、誤って検出した数は 183 個で、Precision は 94.5%, Recall は 90.2%, F 値は 92%, 平均 IoU は 86.5% となった。

4.2 部屋検出と部屋名の精度評価

次に 3.4 節で示した部屋検出手法と部屋名識別手法の検出・識別精度を評価するため、86 軒分、178 枚の建築図面に対して手法を適用した結果を表 3, 表 4, 表 5 に示す。

表 3 と表 5 の評価は面積基準で行う。各正解の部屋領域

表 5 部屋検出と部屋名の識別の結果

IoU	名前は不問	名前まで正解	名前正解の占める割合
0.9 以上	69%	57.1%	82.7%
0.8 以上	75%	62.2%	82.9%
0.7 以上	77.6%	64.4%	83%
0.6 以上	79.5%	66%	83%
0.5 以上	80.6%	66.8%	82.9%
0.4 以上	82.1%	67.8%	82.5%
0.3 以上	83.3%	68.4%	82.1%
0.2 以上	85.3%	69.7%	81.6%
0.1 以上	90.8%	71.7%	78.9%
0 以上	100%	72.7%	72.7%

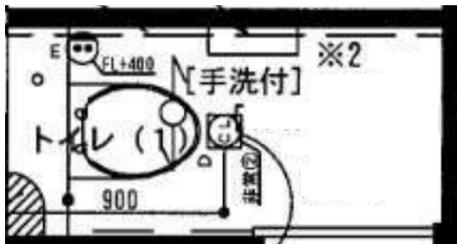


図 15 文字の識別の検出漏れの例：トイレの識別

と検出結果の部屋領域を比べて、正解の部屋領域と最も重複面積の大きい部屋を対応している部屋とし、正解の部屋領域に対して対応している部屋領域の不足している面積を偽陰性、はみ出している面積を偽陽性、被覆している面積を真陽性として計算した。精度を評価した結果、Precision は 82.6%、Recall は 94.7%、F 値は 84.8%、平均 IoU は 78.6% となり、0.8 以上の IoU で取り出せた部屋は全 1,843 室中 1,383 室で 75%であった。部屋検出の精度にはドア・窓の検出精度が大きく影響している。ドアが一枚見つからないと隣接する 2 つの部屋が融合し、2 部屋両方の IoU の低下、偽陽性の上昇を生んでしまい、窓が一枚見つからないと部屋が一つ消失し、IoU の低下と偽陰性の上昇を生む。平均的に一枚の図面に 20 枚程度のドア・窓と 10 室の部屋があるため、9 割の精度でドア・窓を見つけたとしても 2 枚の見落としを生んでしまい、最大で 4 部屋、最低で 1 部屋の消失と融合を起こし、正確に取れる部屋は 10 室中 6~9 部屋となり、結果として 0.9 以上の IoU で取り出せる部屋は 7 割になってしまう。従って部屋領域の検出精度の向上にはドア・窓の検出精度の向上が重要となってくる。

表 4 では正解の部屋と検出結果の部屋の対応づけを行った後、正解の部屋名が検出結果の部屋で見つかった、あるいは補間した複数の部屋名の中に存在するかで判断し、対応する部屋名があった数を真陽性、対応する部屋名がなかった数を偽陰性、余分に検出していた部屋名を偽陽性とした。部屋の名前の正解は「主寝室」や「洋室」といった建築図面に記載があるものとし、それ以外の名前のない小さな部屋は収納であるため全て収納という名前を正解と

表 6 階段検出の結果

上り下りの判別	precision	recall	F 値
なし	95.7%	60.3%	74%
あり	95.7%	60.3%	74%

表 7 コンセント検出の結果

precision	recall	F 値
72.6%	72.9%	71.9%

した。精度を評価した結果、Precision は 74.9%、Recall は 73%、F 値は 73.2%であった。

表 5 を見ると部屋名の識別精度が IoU が下がるにつれて低下している。これは IoU が下がるにつれて部屋の融合している割合が高まると、一つの部屋に複数の部屋名が存在する状況が増え、部屋名が一つも見つからない状況が減り、実際には部屋名が見つからないながらも部屋の名称の推測を行わなくなるためであると考えられる。

部屋名の識別の誤りとしてはトイレを見落としてしまうことが多く、これはトイレが図 15 に示すように、狭い空間にトイレ記号やコンセントなどの記号、広さを示す数値などの様々な情報が多く記載されているため、文字の欠損が起りやすいことに起因している。

4.3 接続関係の精度評価

3.3.3 節で示した階段検出手法の検出精度を評価するため、86 軒分、178 枚の建築図面に対して手法を適用した結果を表 6 に示す。178 枚の建築図面にある 184 個の階段の内、検出できた数は 111 個、検出できなかった数は 73 個、誤って検出した数は 5 個で、Precision は 95.7%、Recall は 60.3%で F 値は 74%となった。検出できないケースにおいては文字列検出により UP と DN という文字を見つけれなかったことが原因だと考えられる。階段は狭いスペースに多くの線が書かれている場所であるため、UP と DN という文字が線と重なって欠損し、その結果 UP と DN という文字を検出できず、階段の検出漏れが発生している。この検出漏れを防ぐためには、家が何階建てでその建築図面が何階のものであるか、他の階で見つけた階段の位置、階段がホールか LDK に主にあるといった、現在の階段検出手法では考慮していない事前知識やヒューリスティクスを活用することが有効であると考えられる。これらの事前知識やヒューリスティクスを活用することで、UP と DN という文字を検出できなくても、他の階で見つかったのと同じ位置に階段があり、それが上の階で見つかった階段であれば下階段であるというように階段を検出でき、検出漏れを減らすことが出来ると考えられる。

4.4 コンセント検出の精度評価

3.5 節で示したコンセント検出手法の検出精度を評価するため、86 軒分、178 枚の建築図面に対して手法を適用し

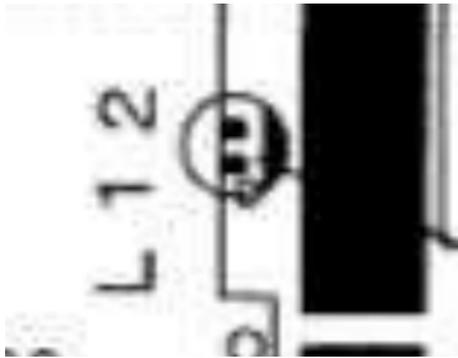


図 16 コンセントの検出漏れの例 1: 線や文字の重なり

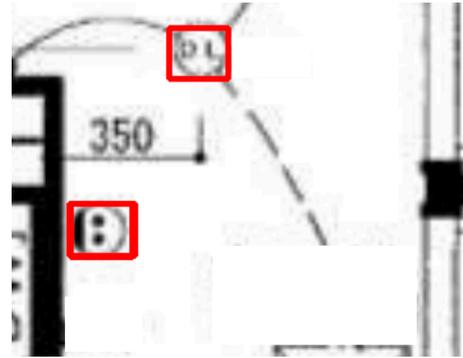


図 19 コンセントの誤検出の例 2: シーリングライトの記号

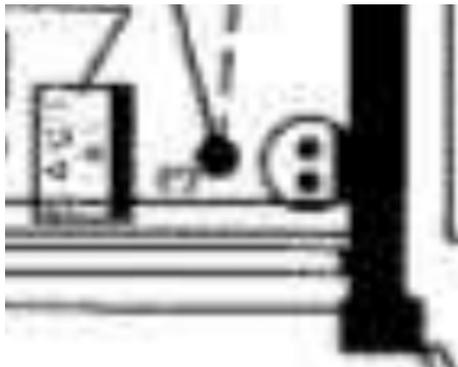


図 17 コンセントの検出漏れの例 2: 壁の融合

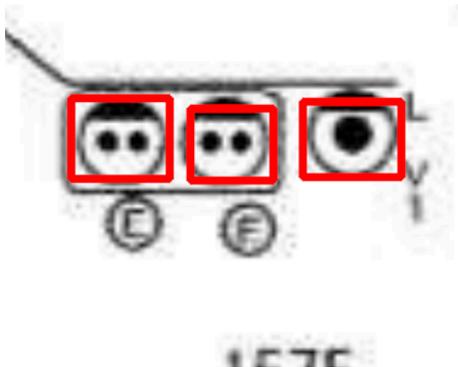


図 18 コンセントの誤検出の例 1: 電話線の記号

た結果を表 7 に示す。178 枚の建築図面にある 4,891 個のコンセントの内、提案手法で検出できた数は 3,503 個、検出できなかった数は 1,376 個、誤って検出した数は 1,388 個で、Precision は 72.6%、Recall は 72.9% で F 値は 71.9% となった。コンセントの検出漏れの例としては、図 16 に示すようにコンセントに線や文字などの他の細い線が重なっている場合、あるいは図 17 に示すように壁と融合してコンセントの特徴の一つである円形を保持していない場合などに、コンセントの特徴を抽出できず検出漏れが起こっている。この検出漏れを防ぐためには、3.3.1 節で抽出した壁の除去を行う、画像の一定方向の収縮と膨張によるスミアリング処理により線分の除去を行うなど、前処理によりノイズを低減させてから円検出を行うことが有効であると考えられる。またコンセントの誤検出の例として

は、図 18 に示すように円形の中に黒点と黒い弧と弦がなす領域を持つという特徴を共にする電話線の記号や、図 19 に示すように円形の中に二つの黒い物体があるという特徴をコンセント同様に持っているシーリングライトの記号など、コンセントに似た特徴を持つ記号がコンセントと認識され誤検出が起こっている。図 19 のような誤検出を防ぐためには、コンセント記号よりも円内の黒ピクセル密度が低いと考えられるため、検出後に黒密度によるフィルタリングを行うことが有効であり、図 18 と図 19 の誤検出とともに防ぐためには、コンセントだけを検出するのではなく電話線やシーリングライトも検出対象として学習し、尤度の高い方を検出結果として扱うことで判別することが有効であると考えられ、さらなる検出精度の向上ができると思われる。

5. おわりに

本稿では、建築図面の一種である電気平面図から各部屋領域とその名称、部屋の接続関係、コンセントの位置を抽出する電気平面図解析手法を提案した。提案手法では、初めに電気平面図から壁をモルフォロジー変換により抽出し、線分検出により壁を認識して、認識した壁の配置からドアと窓の位置を推定・補間し、部屋を抽出する。そして、抽出されたドア位置と部屋位置に加えて階段位置を抽出し、部屋の接続関係を理解する。次に壁、線分や円、点線や破線などのノイズの除去の後、面積と黒密度によるフィルタリングを行うことで図面から文字のみを抽出し、それらの並びから文字列を抽出して、それに対して OCR を適用することで各部屋の名称を検出する。最後にコンセント記号を YOLO v3 を用いて検出し、それらの図面上の位置からどの部屋に属するかを判別する。上記の処理により、電気平面図から各部屋領域とその名称、部屋の接続関係、コンセントの位置を抽出することが出来た。

提案手法の性能評価として、86 世帯の住宅における計 178 枚の建築図面を提案手法で解析した結果、0.9 以上の IoU で 69% の部屋を認識でき、その内 82.7% の部屋で名称を正しく認識可能であることがわかった。また、電気設備

としてコンセントを平均 F 値 71.9%で認識できることがわかった。

今後の課題として、本稿では、電気設備情報として、コンセントのみを用いたが、家電や照明のスイッチの位置情報に関しても、位置推定や行動推定に有用だと考えられるため、これらの位置を電気平面図から抽出するよう提案手法を拡張する予定である。また、本提案手法では、壁が黒く太い直線で描かれていることを前提に解析していたが、建築図面の中には、壁が白線や斜線、曲線で描かれているものも存在するため、多様な描かれ方の建築図面に対しても解析が行えるよう改良を行う予定である。

参考文献

- [1] Kenki Ueda, Hirohiko Suwa, Yutaka Arakawa, and Keiichi Yasumoto. Exploring accuracy-cost tradeoff in in-home living activity recognition based on power consumptions and user positions. *IEEE International Conference on Computer and Information Technology; Ubiquitous Computing and Communications; Dependable, Autonomic and Secure Computing; Pervasive Intelligence and Computing*, pp. 1130–1137, 2015.
- [2] Zhiliang Zeng, Xianzhi Li, Ying Kin Yu, and Chi-Wing Fu. Deep floor plan recognition using a multi-task network with room-boundary-guided attention. In *Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision*, pp. 9096–9104, 2019.
- [3] Lloyd A. Fletcher and Rangachar Kasturi. A robust algorithm for text string separation from mixed text/graphics images. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 10, No. 6, pp. 910–918, 1988.
- [4] Sheraz Ahmed, Markus Weber, Marcus Liwicki, and Andreas Dengel. Text/graphics segmentation in architectural floor plans. In *Proceedings of International Conference on Document Analysis and Recognition*, pp. 734–738, 2011.
- [5] Christian Ah-Soon and Karl Tombre. Variations on the analysis of architectural drawings. In *Proceedings of the fourth international conference on document analysis and recognition*, Vol. 1, pp. 347–351. IEEE, 1997.
- [6] Lluís-Pere de las Heras, Joan Mas, Ernest Valveny, et al. Wall patch-based segmentation in architectural floor plans. In *Proceedings of International Conference on Document Analysis and Recognition*, pp. 1270–1274, 2011.
- [7] Samuel Dodge, Jiu Xu, and Björn Stenger. Parsing floor plan images. In *Proceedings of International Conference on Machine Vision Applications (MVA)*, pp. 358–361, 2017.
- [8] Sheraz Ahmed, Marcus Liwicki, Markus Weber, and Andreas Dengel. Improved automatic analysis of architectural floor plans. In *Proceedings of International Conference on Document Analysis and Recognition*, pp. 864–869, 2011.
- [9] Sheraz Ahmed, Marcus Liwicki, Markus Weber, and Andreas Dengel. Automatic room detection and room labeling from architectural floor plans. In *Proceedings of IAPR International Workshop on Document Analysis Systems*, pp. 339–343, 2012.
- [10] Chen Liu, Jiajun Wu, Pushmeet Kohli, and Yasutaka Furukawa. Raster-to-vector: Revisiting floorplan transformation. In *Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision*, pp. 2195–2203, 2017.
- [11] Sébastien Macé, Hervé Locteau, Ernest Valveny, and Salvatore Tabbone. A system to detect rooms in architectural floor plan images. In *Proceedings of IAPR International Workshop on Document Analysis Systems*, pp. 167–174, 2010.
- [12] Rafael Grompone Von Gioi, Jérémie Jakubowicz, Jean-Michel Morel, and Gregory Randall. Lsd: a line segment detector. *Image Processing On Line*, Vol. 2, pp. 35–55, 2012.
- [13] Gary Bradski. The opencv library. *Dr Dobb's J. Software Tools*, Vol. 25, pp. 120–125, 2000.
- [14] Ray Smith. An overview of the tesseract ocr engine. In *Proceedings of International Conference on Document Analysis and Recognition*, Vol. 2, pp. 629–633, 2007.
- [15] Joseph Redmon, Santosh Divvala, Ross Girshick, and Ali Farhadi. You only look once: Unified, real-time object detection. In *Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 779–788, 2016.