

3.5 AI 判読結果の把握可能精度・網羅率の検証

本項の説明に入る前に、機械学習における一般的評価手法について解説する。機械学習の評価指標として主に正解率 (Accuracy)、適合率 (Precision, 精度)、再現率 (Recall) がある。これら評価指標の説明に入る前に、混同行列について解説する。混同行列とは、2 値分類問題において、予測と実際の分類を行列にまとめたものである。

表 3.5-1 混同行列

		予測	
		Positive (正と予測)	Negative (負と予測)
実際	Positive(正)	TP (True Positive)	FN (False Positive)
	Negative (負)	FP (False Positive)	TN(True Negative)

TP (True Positive、真陽性) : 予測値を正として、その予測が正しい場合

TN (True Negative、真陰性) : 予測値を負として、その予測が正しい場合

FP (False Positive、偽陽性) : 予測値を正として、その予測が誤りの場合

FN (False Negative、偽陰性) : 予測値を負として、その予測が誤りの場合

①正解率

正解率 (Accuracy) は、予測結果全体がどれくらい真の値と一致しているかを表す指標で以下の式で求められる。

$$\text{正解率 (Accuracy)} = \frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN}$$

AI 解析結果は TN 判定しておらず正しく評価することができないため、本業務では正解率は使用しない。

②適合率

適合率 (Precision) は、正と判定した結果のうち、実際に真の値と一致しているかを表す指標である。

$$\text{適合率 (Precision, 精度)} = \frac{TP}{TP + FP}$$

判定したすべての結果に対する評価には適しているが、どれだけ偽陰性の予測を出しても適合率には反映されない。また、本業務において適合率の評価を行う上では、すべての判定結果を (TP+FP) として扱う。

②再現率

再現率 (Recall) は、実際に正であるものの中から、どれだけ正と予測できたかを表す指標で、網羅率を意味する指標である。

$$\text{再現性 (Recall, [網羅率])} = \frac{TP}{TP + FN}$$

適合率と対照的な指標であり、どれだけ偽陽性判定をしても網羅率には反映されない。つまり、どれだけ誤認識しても網羅率が下がることはない。また、本業務における再現率 (以下、網羅率) は、実際の建物 PV のうち、どれだけ抽出できたかを評価する。

以上、AI 解析結果は適合率と網羅率を用いて評価することとした。

(1) 網羅率・適合率の検証方法

屋根上 PV は、実際に現場を確認する以外に真値を確認する方法がなく、また、画像と現況で経年変化がある場合は、AI 解析の結果を正しく評価することができない。従って、AI 解析元となる画像データの撮影時点において、画像を目視判読した結果と AI 解析結果を照合し検証・評価を行う。

また、AI 解析は網羅率 (再現率: 検出されるべき PV 設置建物のうち、検出された PV 設置建物の割合) を優先して AI をチューニングしており、網羅率が高くなるトレードオフとして、建物以外の物体を誤検出し、精度 (適合率: 検出した結果のうち、正の割合) 低下を招く傾向にある。ただし、AI 解析は建物外の誤検出データを建物データ (ポリゴン境界) によって除外する前提で行っていることから、適合率の検証においても、建物上で検出したすべての結果に対してのみ実施することとした。

以下のとおり GIS を用いて精度及び網羅率の検証作業を実施した。工程の手順上、網羅率検証、精度検証の順で報告を行う。

1) 鮮度・検出量優先地域 (主に都市近郊・郊外)

- ① 2020 年以降の CDS 撮影範囲を対象に、Web メルカトル XYZTile 仕様のズームレベル 15 (約 1 km 四方) のメッシュ単位で、PV 判読結果の検出ポイント数を集計する。そのうち検出数が多い上位 10 メッシュを抽出し、さらにオルソ画像と建物データとの経年変化、位置ズレが少ない 5 地域を選定する。



図 3.5-1 検証地域の選定①

- ② 選定したメッシュ領域が 1k m²以上になるよう、上下左右 100m 程度範囲を拡大して領域を再設定し、この領域に重なる建物ポリゴンおよび AI 解析による PV 判読ポイントを抽出する。
- ③ CDS オルソ画像を背景に目視で屋根上 PV を判読し、②で抽出した建物ポリゴンの属性に“PV”フラグを付与する。この時オルソと建物ポリゴンに位置ズレや経年変化がある場合は適宜建物を移動、追加・削除等の修正を行う。また、PV 設置が目視で判断できない場合は除外フラグを付与し、当該建物および当該建物上で PV 抽出した結果を評価の対象から除外する。実際には航空画像と建物ポリゴンの更新時点の違い（航空画像で確認された建物が建物ポリゴンに存在しない）や、オルソとの位置ズレが想定よりも大きく、地域によっては位置ズレの修正のためにすべての建物ポリゴンの位置を調整するなどの対応が必要になった。
- ④ 建物ポリゴンの境界内に PV 判読ポイントが含まれているかを空間演算で判定し、含まれている場合は、“predict”フラグを付与する。
- ⑤ 上記③、および④で付与した建物ポリゴンの属性情報から、“PV”フラグが立っているすべての建物ポリゴンのうち、“predict”フラグが立っている建物ポリゴンの割合（網羅率）を算出する。
- ⑥ 次に、PV 判読ポイントのうち、建物ポリゴン領域に含まれるポイントに対して、

“on_bld” フラグ付与する。さらに“PV” フラグがたっている建物ポリゴン領域に含まれるポイントに対して、“on_PV_bld” フラグを付与する。

- ⑦ on_bld” フラグが立っているすべての PV 判読ポイントを対象に、“on_PV_bld” が立っているポイントの割合（適合率）を算出する。

2) 耕地、中山間、山地

1)では、新しい航空画像と建物ポリゴンを用いて、なるべく多くの建物を対象に、AI 解析による PV 検出結果の評価を行うこととしたが、一方で人口比率は圧倒的に小さいが国土の大部分は耕地、中山間地、山地に属している。従ってこれら地域を対象とした検証を以下の工程で実施する。

- ① 都市近郊地、郊外地を対象に、選出した地域とは性質が異なる地域を無作為に 5 地域抜粋する。この時、1)と比較して対象となる建物数が圧倒的に少ないため、1 地域あたりの検証範囲を拡大し Web メルカトル XYZTile ズームレベル 15（約 2 km 四方）のメッシュ領域を対象とする。



図 3.5-2 検証地域の選定②

- ③ 地域的に航空画像や建物データの更新が滞っていることもあり、既存の建物ポリゴンを活用せず、①の範囲内において、航空画像と衛星画像から目視で PV 判読し、PV 建物ポリゴンを手動で入力、且つ“PV” フラグ属性を付与する。また、PV 設置が目視で判断できない場合は除外フラグを付与し、当該建物および当該建物上で PV 抽出した結果を評価の対象から除外する。

- ④ 1) 鮮度・検出量優先地域（主に都市近郊・郊外）の④～⑦の工程と同様に、網羅率、適合率の検証を実施する。



図 3.5-3 網羅率検証のポイント

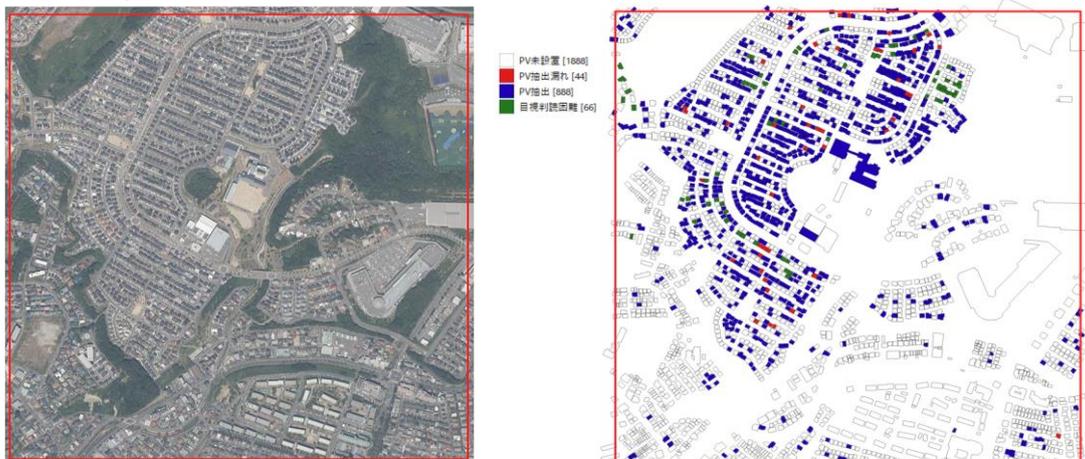
(2) 網羅率の検証

“(1) 網羅率・適合率の検証方法”に基づき実施した網羅率検証結果を以下に示す。網羅率算出は以下のとおり算出した。

$$\text{網羅率} = \text{再現率 (Recall)} = \text{TP} \div (\text{TP} + \text{FN})$$

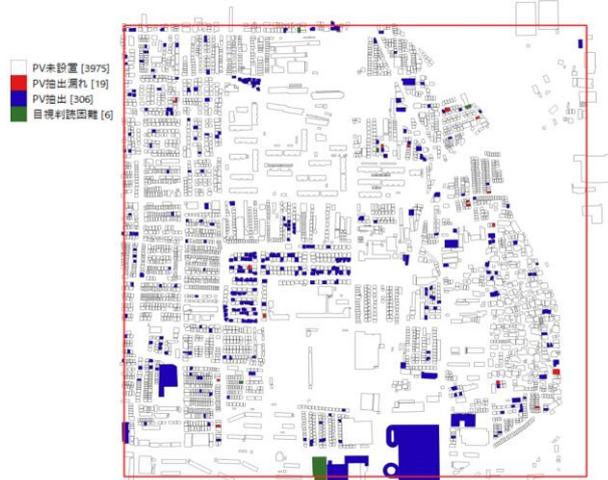
$$\text{網羅率 (再現率)} = \text{PV フラグ且つ PV 判読フラグ付き建物数} / \text{PV フラグ付き建物数}$$

検証地域① (神戸市)



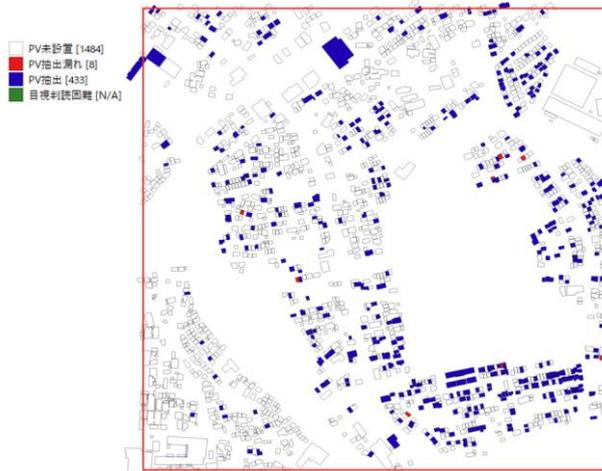
$$\text{網羅率} = \text{建物 PV 抽出棟数 (888)} \div \text{建物 PV 棟数 (932)} = 95.28\%$$

検証地域②（大阪市）



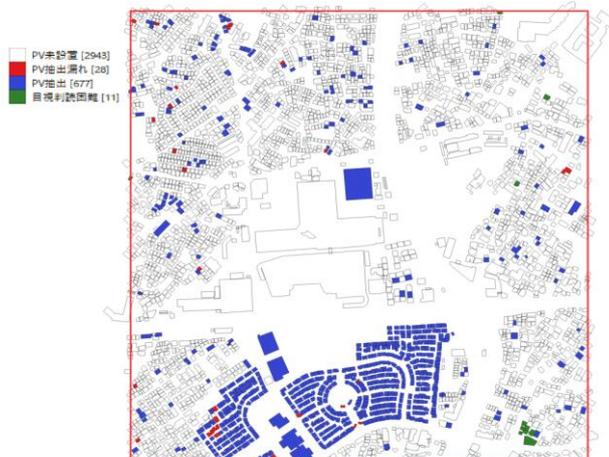
網羅率 = 建物 PV 抽出棟数 (306) ÷ 建物 PV 棟数 (325) = 94.15%

検証地域③（名古屋市）



網羅率 = 建物 PV 抽出棟数 (433) ÷ 建物 PV 棟数 (441) = 98.19%

検証地域④（神奈川県藤沢市）



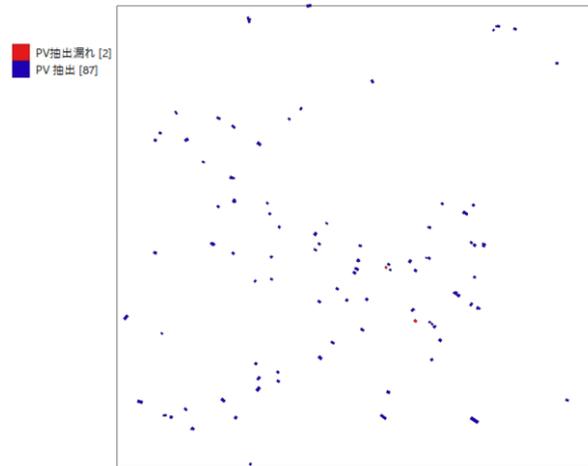
網羅率 = 建物 PV 抽出棟数 (677) ÷ 建物 PV 棟数 (705) = 96.03%

検証地域⑤（埼玉県吉川市）



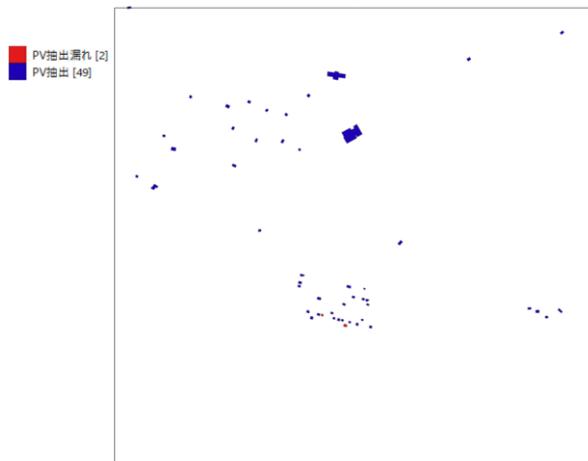
網羅率 = 建物 PV 抽出棟数 (596) ÷ 建物 PV 棟数 (644) = 92.55%

検証地域⑥（北海道伊達市）



網羅率 = 建物 PV 抽出棟数 (87) ÷ 建物 PV 棟数 (89) = 97.75%

検証地域⑦（岩手県雫石町）

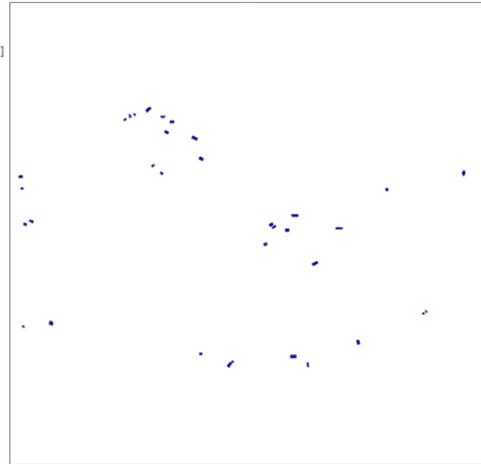


網羅率 = 建物 PV 抽出棟数 (49) ÷ 建物 PV 棟数 (51) = 96.08%

検証地域⑧（群馬県東吾妻町）



PV抽出漏れ [1]
PV抽出 [33]

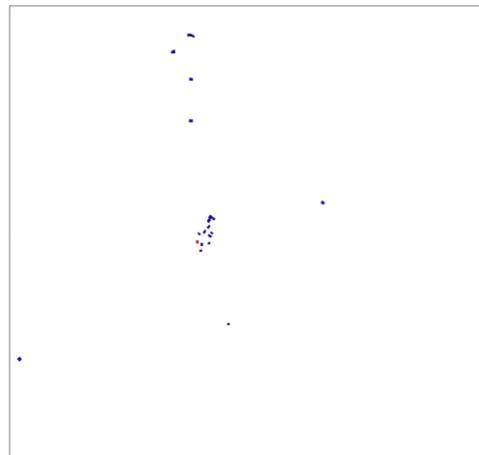


網羅率 = 建物 PV 抽出棟数 (33) ÷ 建物 PV 棟数 (34) = 97.06%

検証地域⑨（山口県宇部市）



PV抽出漏れ [1]
PV抽出 [18]

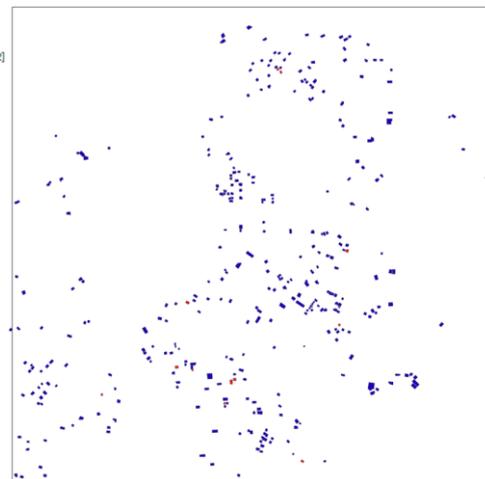


網羅率 = 建物 PV 抽出棟数 (18) ÷ 建物 PV 棟数 (19) = 94.74%

検証地域⑩（鹿児島県隼人町）



pv抽出漏れ [12]
PV抽出 [342]



網羅率 = 建物 PV 抽出棟数 (342) ÷ 建物 PV 棟数 (354) = 96.61%

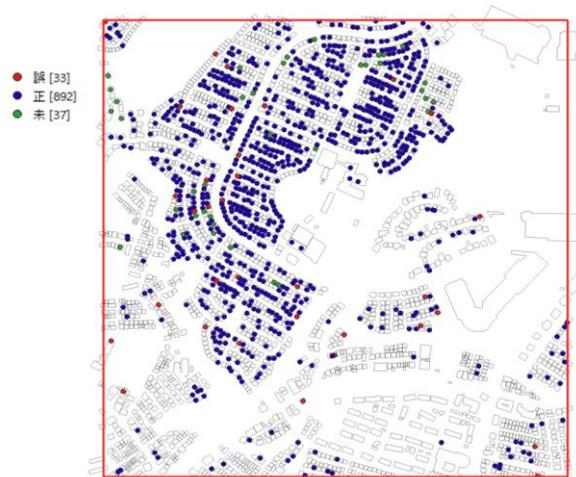
$$\text{Total 網羅率} = \text{総建物 PV 抽出棟数 (3,428)} \div \text{総建物 PV 棟数 (3,593)} = 95.41\%$$

(3) 適合率の検証

“(1) 網羅率・適合率の検証方法”に基づき実施した精度検証結果を以下に示す。精度算出は以下のとおり算出した。

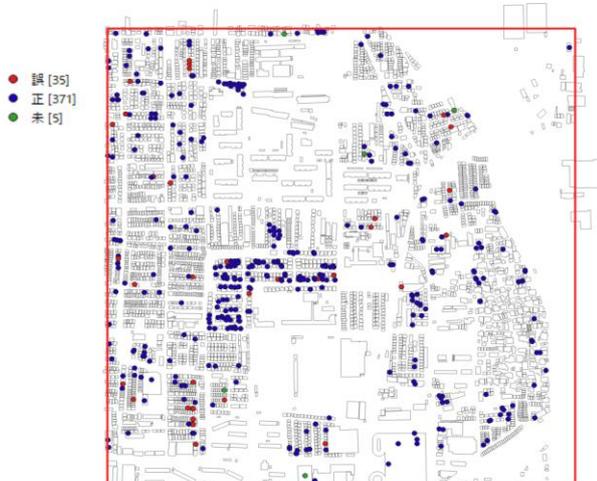
$$\begin{aligned} \text{適合率 (Precision)} &= \text{TP} \div (\text{TP} + \text{FP}) \\ \text{精度 (適合率)} &= \text{PV フラグ付き建物境界内のすべての PV 検出数} \\ &\div \text{建物境界内のすべての PV 検出数} \end{aligned}$$

検証地域① (神戸市)



$$\text{適合率} = \text{PV フラグ付き建物境界内のすべての PV 検出数 (892)} \div \text{建物境界内のすべての PV 検出数 (925)} = 96.43\%$$

検証地域② (大阪市)



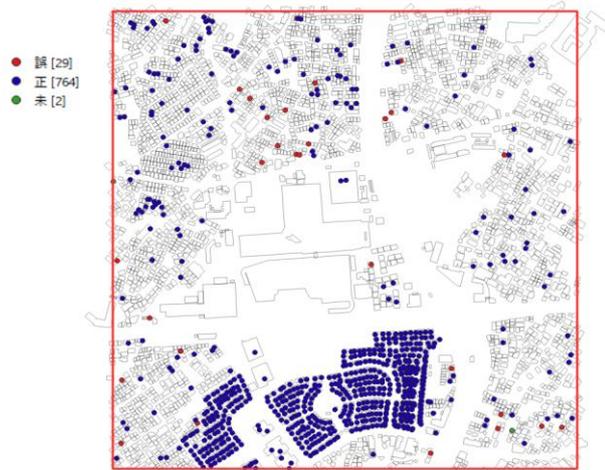
$$\text{適合率} = \text{PV フラグ付き建物境界内のすべての PV 検出数 (371)} \div \text{建物境界内のすべての PV 検出数 (406)} = 91.38\%$$

検証地域③（名古屋市）



適合率 = PV フラグ付き建物境界内のすべての PV 検出数 (472) ÷ 建物境界内のすべての PV 検出数 (478) = 98.74%

検証地域④（神奈川県藤沢市）



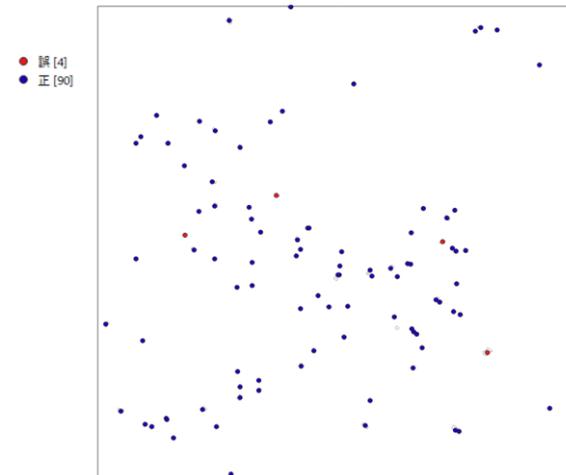
適合率 = PV フラグ付き建物境界内のすべての PV 検出数 (764) ÷ 建物境界内のすべての PV 検出数 (793) = 96.34%

検証地域⑤（埼玉県吉川町）



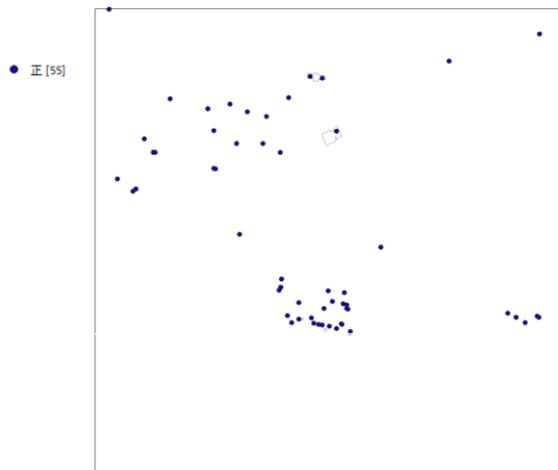
適合率 = PV フラグ付き建物境界内のすべての PV 検出数 (616) ÷ 建物境界内のすべての PV 検出数 (635) = 97.01%

検証地域⑥（北海道伊達市）



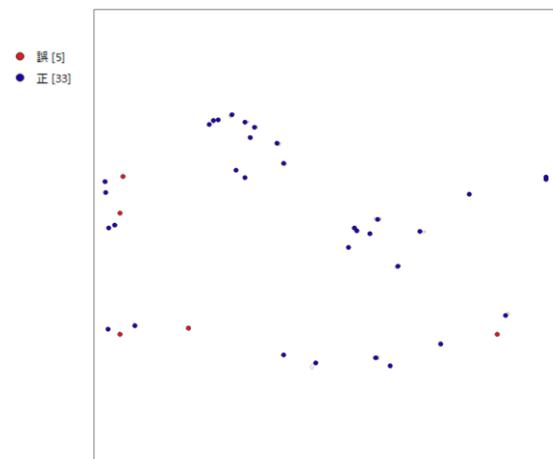
適合率 = PV フラグ付き建物境界内のすべての PV 検出数 (90) ÷ 建物境界内のすべての PV 検出数 (94) = 95.74%

検証地域⑦（岩手県雫石町）



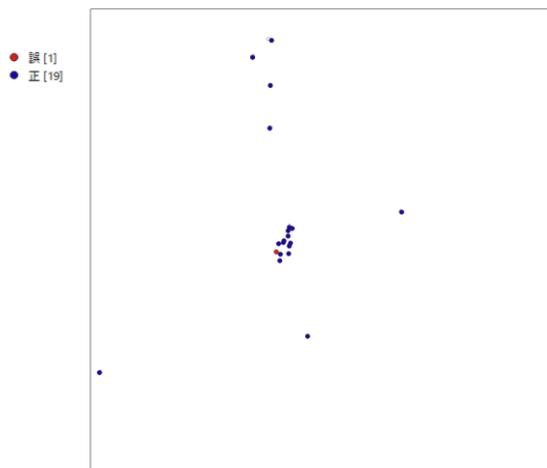
適合率 = PV フラグ付き建物境界内のすべての PV 検出数 (55) ÷ 建物境界内のすべての PV 検出数 (55) = 100%

検証地域⑧（群馬県東吾妻町）



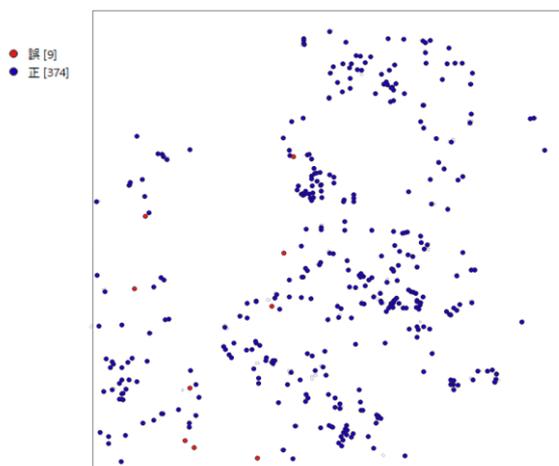
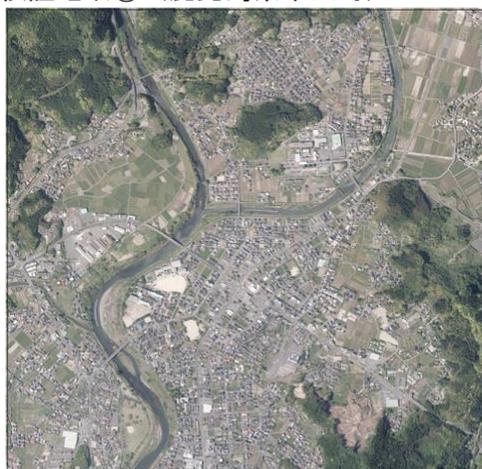
適合率 = PV フラグ付き建物境界内のすべての PV 検出数 (33) ÷ 建物境界内のすべての PV 検出数 (38) = 86.84%

検証地域⑨（山口県宇部市）



適合率 = PV フラグ付き建物境界内のすべての PV 検出数 (19) ÷ 建物境界内のすべての PV 検出数 (20) = 95.00%

検証地域⑩（鹿児島県隼人町）



適合率 = PV フラグ付き建物境界内のすべての PV 検出数 (374) ÷ 建物境界内のすべての PV 検出数 (383) = 97.65%

Total 精度 (適合率) = PV フラグ付き建物境界内のすべての PV 検出数 (3,686)
÷ 建物境界内のすべての PV 検出数 (3,827) = 96.32%

参考に、建物外の検出数を含めた適合率は表 3.5-2 のとおりであり、上記結果より 1.3 ポイント下回る。中山間地、山地では建物 PV 以外の誤検出が増える傾向にあるが、使用した航空画像の鮮明度が著しく低いことと、衛星画像を用いた同等地域の教師データおよび学習を行っていないことに起因している。但し、トータルとしては微量で大きく影響することはない。今後、衛星画像の学習強化に伴い、同等地域における精度向上が図れると考えられる。

表 3.5-2 すべての検出点における適合率

地域	対象面積	正	総検出数	適合率
神戸	約1km ²	892	928	96.12%
大阪	約1km ²	371	416	89.18%
名古屋	約1km ²	472	484	97.52%
藤沢	約1km ²	764	795	96.10%
吉川	約1km ²	616	638	96.55%
伊達	約4km ²	90	97	92.78%
栗石	約4km ²	55	63	87.30%
東吾妻	約4km ²	33	41	80.49%
宇部	約4km ²	18	22	81.82%
隼人	約4km ²	374	394	94.92%
トータル	約25km²	3,685	3,878	95.02%

(4) 課題

本業務では、適合性を犠牲にして網羅率を向上させる手法をとった。その技術的担保として、誤検出したデータのうち、建物以外を検出したデータについては建物ポリゴンデータを用いて、取り除くことが可能であるという仮説が前提にあった。しかし、航空画像、衛星画像とも基準となる建物情報との位置ズレ箇所が想定より多く、建物ポリゴンデータに関してもポリゴン外形が正しくないものが多く、現況に即していないデータも数多くあることが判明した。このことはフィルタリングの機械処理が困難となるだけでなく、航空画像や衛星画像から正しく抽出されたデータを建物情報と紐づけることが困難となる要因となる。つまり、位置的、時間的整合を図るための手法を確立できなければ、正しい検証は困難であり、今後の精度向上において課題となる。

3.6 PV パネル形状の抽出と設備容量の把握可能性の検証

1) 使用する PV 形状抽出システムの特徴

PV パネル形状の抽出には、オービタルネット社製「Geo Tracer II」を使用した。Geo Tracer II はディープラーニングのインスタンス・セグメンテーションというディープラーニング画像認識技術と位置情報技術を組み合わせたツールである。

ベースとなっているインスタンス・セグメンテーションは、認識スピードこそ物体検出に劣るが、物体検出同様に物体のラベルと画像上の位置情報を認識することに加え、検出した各々の物体（例えば PV）に対して、ピクセル単位で境界（PV とその他）を分割することが可能な高度な技術である。

同じような画像認識技術にセマンティック・セグメンテーションがあるが、これは画像全体に対して、ピクセル単位で境界（PV とその他）を分割する技術で、物体各々の識別はできない。

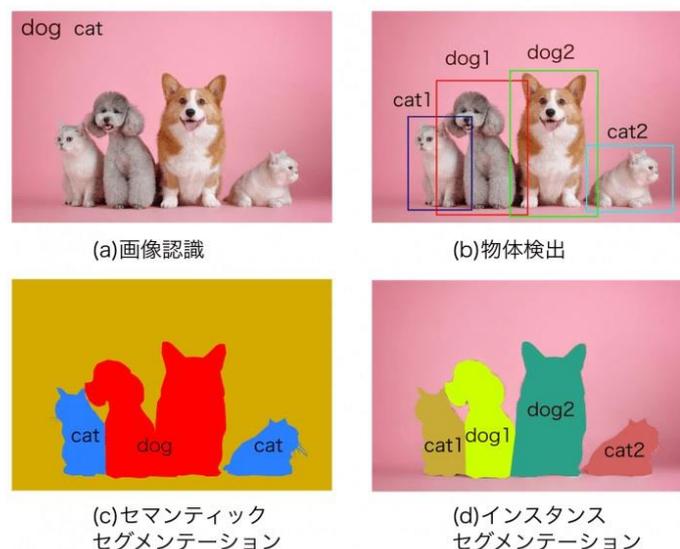


図 3.6-1 ディープラーニング画像認識技術

出典：CVML エキスパートガイド HP

2) インスタンス・セグメンテーション技術を使用するメリット

インスタンス・セグメンテーションは物体検出技術とセマンティック・セグメンテーションを組み合わせた良いとこ取りの技術といえる。Geo Tracer II は、インスタンス・セグメンテーションで抽出したインスタンスに位置情報を付与し、境界判定したピクセルをポリゴン領域としてベクトルデータ化して出力できることが特徴である。

このインスタンス・セグメンテーションベースのツールを本業務に用いる利点は、建物上の複数の PV のパネル形状を一塊として取得し、マルチポリゴンとして管理できる点である。GIS に取り込み建物単位で面積を算出することが容易になる。

(1) 特定エリアにおける PV パネル形状・面積の抽出

PV 形状抽出システムの特徴と課題を把握したうえで、特定エリアにおける PV パネル形状・面積の抽出を実施した。解析する画像は XYZTiles 仕様でズームレベル 20 相当の解像度が必要となる（詳しくは次項で解説する）。本業務で使用する GEOSPACE CDS では、23 区、大阪市、名古屋市の範囲が該当する。

そこで、大阪市、名古屋市において、都市近郊でビル、工場、量販店や多様な屋根形状の家屋が存在する地域を以下のとおり選定した。

(大阪市南部) 阿倍野区、東住吉区、平野区、天王寺区、生野区、東成区、住吉区

合計行政面積約 58k m²

(名古屋市南部) 緑区、天白区

合計行政面積約 59k m²

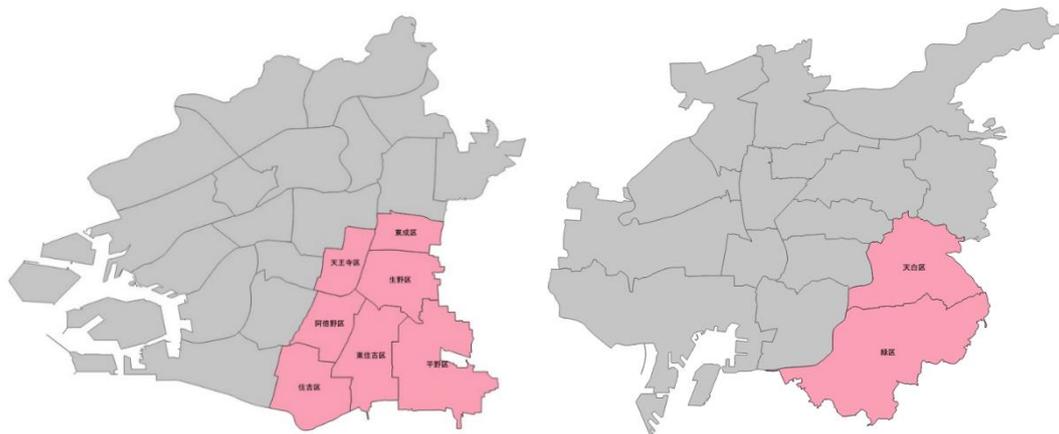


図 3.6-2 対象行政 (左 : 大阪市、右名古屋市)

上記対象地域においてディープラーニングのインスタンス・セグメンテーション (検出したオブジェクト単位で物体の境界をピクセル単位で判定する技術) を用いて、屋根上 PV の境界をトレース、形状を抽出した上で、GIS 上で面積算出を行った。

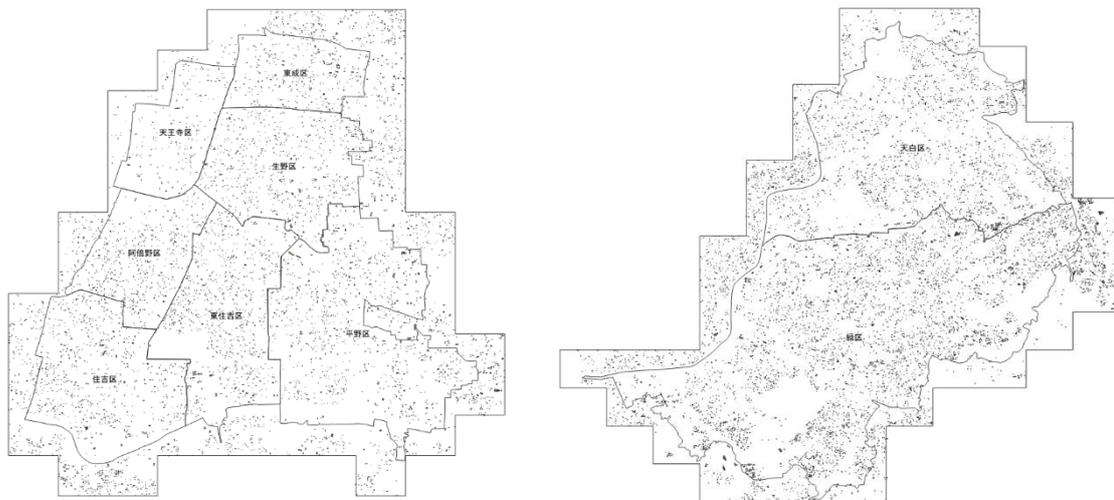
具体的には Geo Tracer II による処理において、抽出した建物単位の PV のパネルにユニーク id が付番されており、これを GIS に取り込み、id をもとにマルチポリゴン化することで、同一建物上の複数のパネルが図形として一体化される。さらに GIS において建物単位の面積集計が可能になる。

図 3.6-3 は建物 PV 単位で抽出したインスタンスのイメージである。物体検出 (建物 PV 単位で切り出された画像) とセグメンテーション (切り出された画像の PV 領域をポリゴン化) を同時で実施されていることがわかる。



図 3.6-3 PV 形状の抽出イメージ

これまでの課題として建物単位の面積算出において、PV が複数の画像にまたがる場合、その接合部分でPV が分断され、それぞれがポリゴン化されることがあげられる。これを解消するために、入力画像を詳細画像（1028px×1028px）、広域画像（2048px×2048px）の2種類作成し、それぞれにおいて、Geo Tracer II によるインスタンス・セグメンテーションを実施した。詳細画像で抽出したPV ポリゴンから画像の接合領域（メッシュ線にバッファを加えた領域）に重なるポリゴンを除外し、広域画像で抽出したポリゴン（差分）で置き換える手法をとった。それでも広域画像の接続部で分断されるPV が存在するが、それらは手動で接合を行った。今後、手動で行っている工程を自動化するなどの検討が必要である。



大阪市南部抽出範囲 84.86k m²

名古屋市南部抽出範囲 84.92k m²

図 3.6-4 PV パネル形状の抽出結果

抽出結果を GIS に取り込み、同じ建物 ID の地物のマルチポリゴン化を図り、さらに面積を属性に付与した。整備した PV 形状データを可視化した結果を以下に示す。

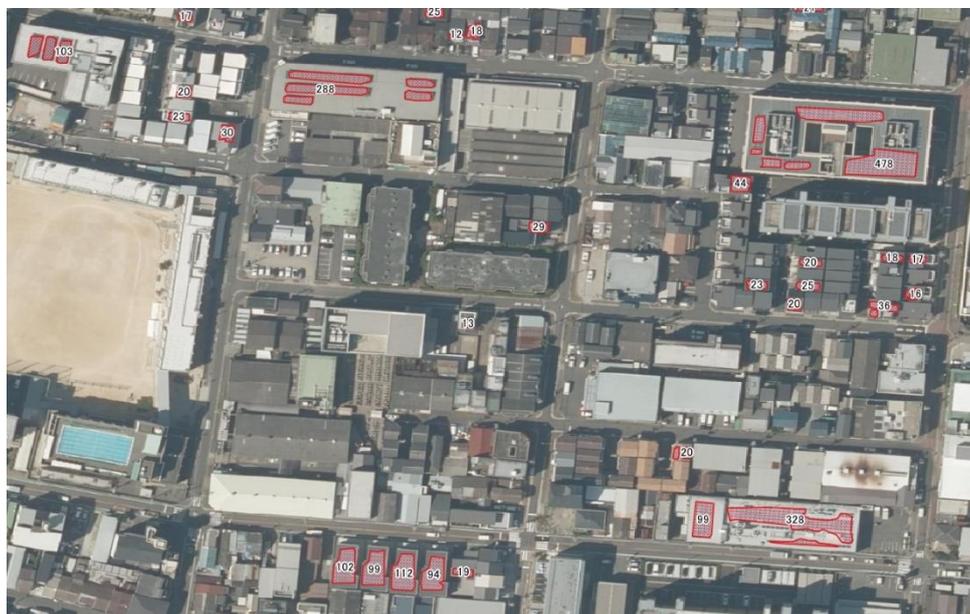


図 3.6-5 PV パネル形状の面積算出①

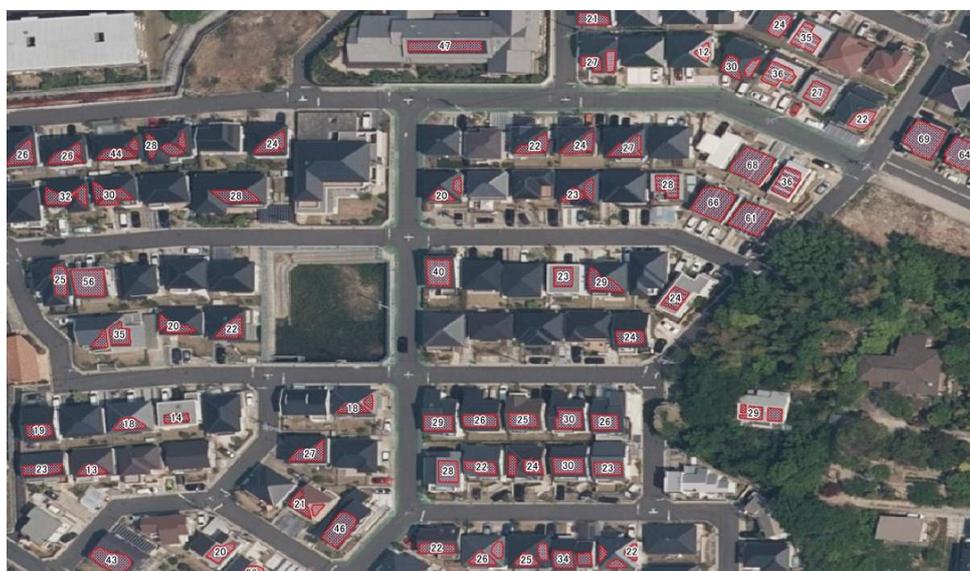


図 3.6-6 PV パネル形状の面積算出②

(2) 設備容量の推計方法の検討

設備容量の推計に当たっては、5.5 項において設定した設置係数を用いる。

(3) 実績データによる検証及び課題・解決策の検討

1) 実績データによる検証

本工程において整備した、PV 形状データの検証方法について記載する。

「PV 導入場所の特定」と同様、適合率、網羅率の検証も必要であるが、ここでは尺度を変えて PV 形状の精度について検討し、検証していく。

形状自体の精度を定量的に示すのは次の点から容易ではない。例えば真値との面積を比較するという方法があるが、真値を定義することは容易ではなく、さらに、真値が存在すると仮定して、AI 解析により形状取得した面積が真値と同等であった場合も、建物上の PV ではないものを形状取得し、偶然面積が真値と等しくなるケースである可能性があるため、精度が高いとは言えない。

そこで、解決手法として IoU (Intersection over Union) を使用した精度検証を行うこととした。IoU が 1 で図形の完全一致、0 でどちらかの図形がないか重ならないとなる。

具体的には、サンプリングした PV 形状データと、既知データ (建物上のソーラーパネル形状) の重なり度合を、IoU を用いて数値化し、平均値及び標準偏差を求める。IoU は図形の一致率と言い換えることができ、データの特性を定量的に把握することが可能と考える。

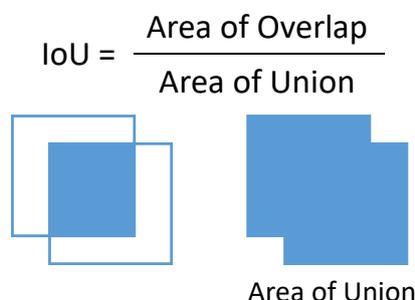


図 3.6-7 IoU (Intersection over Union) の概念

実際には真値としての既知データ (建物上のソーラーパネル形状) は存在していないので、サンプリングした PV 形状データから、同建物の PV を目視で判読し、ソーラーパネルの形状を GIS 上で手動トレースして代替える。

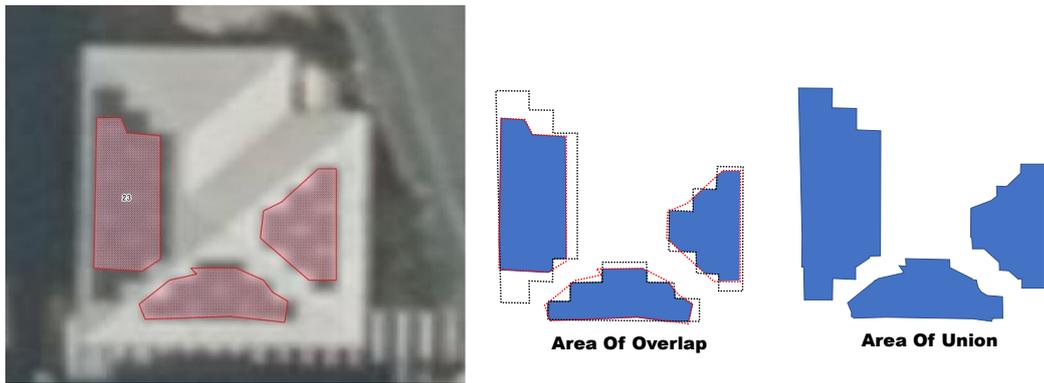
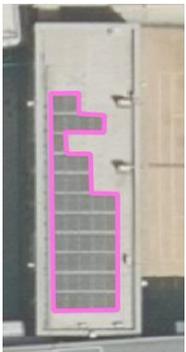
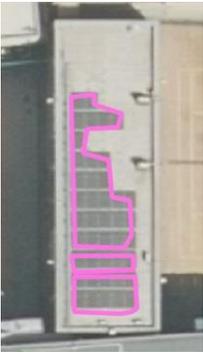
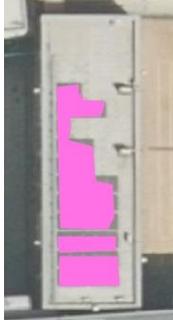
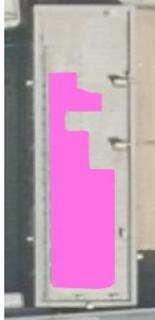
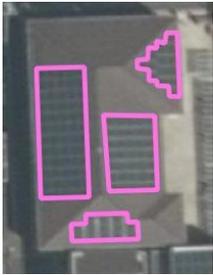
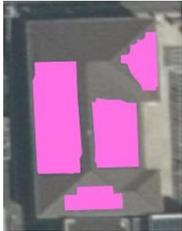
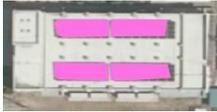
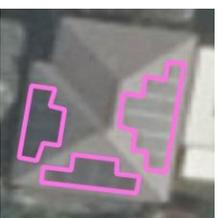
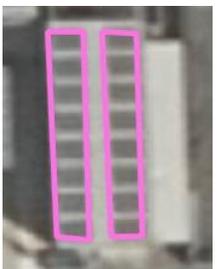
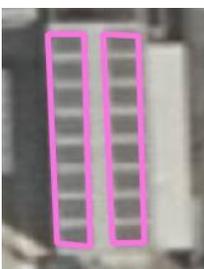
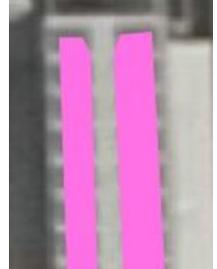


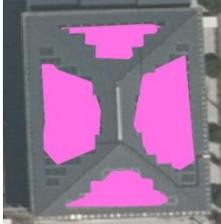
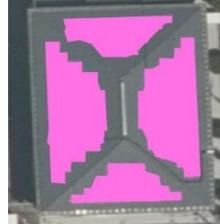
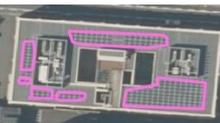
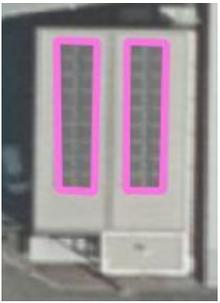
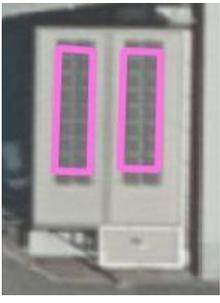
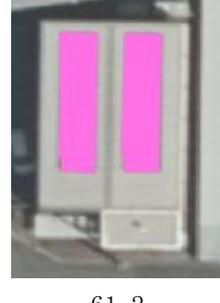
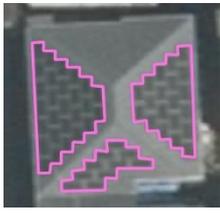
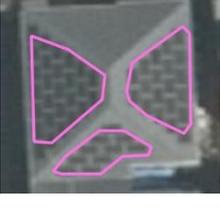
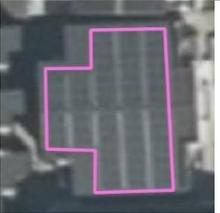
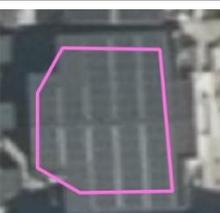
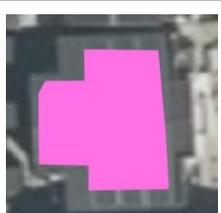
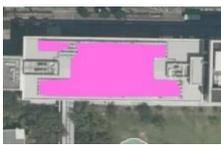
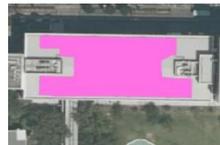
図 3.6-8 IoUによるPVの重なり度合の抽出イメージ

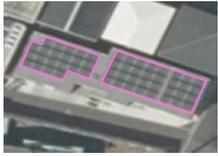
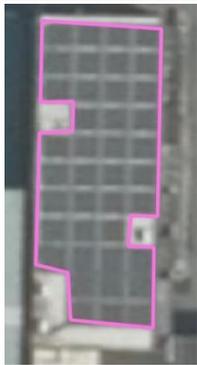
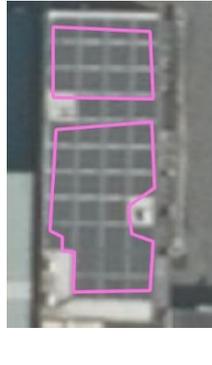
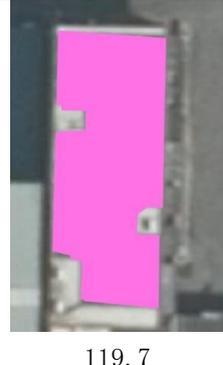
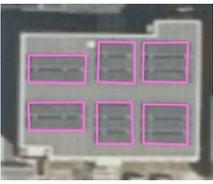
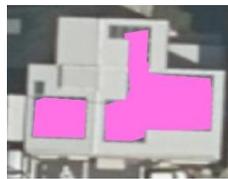
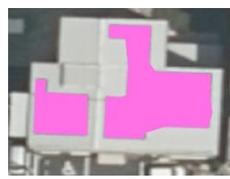
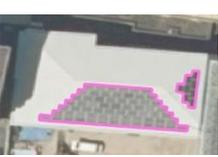
まず、大阪市南部のPV形状抽出結果において、20箇所へのサンプリングを行い、PVをトレースしたものと、セグメンテーションによる予測結果(predict)を元に、Overlap、Unionの面積を求めIoUを算出した。

表 3.6-1 大阪市南部検証結果 (IoUの算定)

id	PV	Predict	Overlap	Union	IoU
1			 101.3	 132.9	0.7622
2			 112.7	 149.5	0.7538
3			 121.9	 162.1	0.7520

4			 141.3	 193.7	0.7295
5			 159	 195.7	0.8125
6			 151.3	 187.2	0.8082
7			 25.9	 30.1	0.8605
8			 22.4	 32	0.7000
9			 22.7	 35.8	0.6341

10					0.7543
			306.4	406.2	
11					0.7387
			426.7	577.6	
12					0.7549
			46.2	61.2	
13					0.8235
			62.5	75.9	
14					0.7806
			64.4	82.5	
15					0.8506
			712	837.1	

16			 72.4	 88.3	0.8199
17			 90.9	 119.7	0.7594
18			 78.1	 101.7	0.7679
19			 91.1	 108.3	0.8412
20			 95.3	 115.6	0.8244

20 件の IoU から、平均値、標準偏差を算出した。

平均値 : 0.7764、 標準偏差 : 0.05377

この結果は、0.7764 の ± 0.05377 の中に大部分のデータが存在していることを意味する。さらに、正規分布図を作成し可視化した。

平均値	0.7764
標準偏差	0.0537745

x	f(x)
0.6341	0.2234
0.7000	2.7033
0.7295	5.0691
0.7387	5.8051
0.7520	6.6928
0.7538	6.7936
0.7543	6.8179
0.7549	6.8485
0.7594	7.0567
0.7622	7.1652
0.7679	7.3274
0.7806	7.3963
0.8082	6.2276
0.8125	5.9252
0.8199	5.3469
0.8235	5.0601
0.8244	4.9824
0.8412	3.5917
0.8506	2.8676
0.8605	2.1867

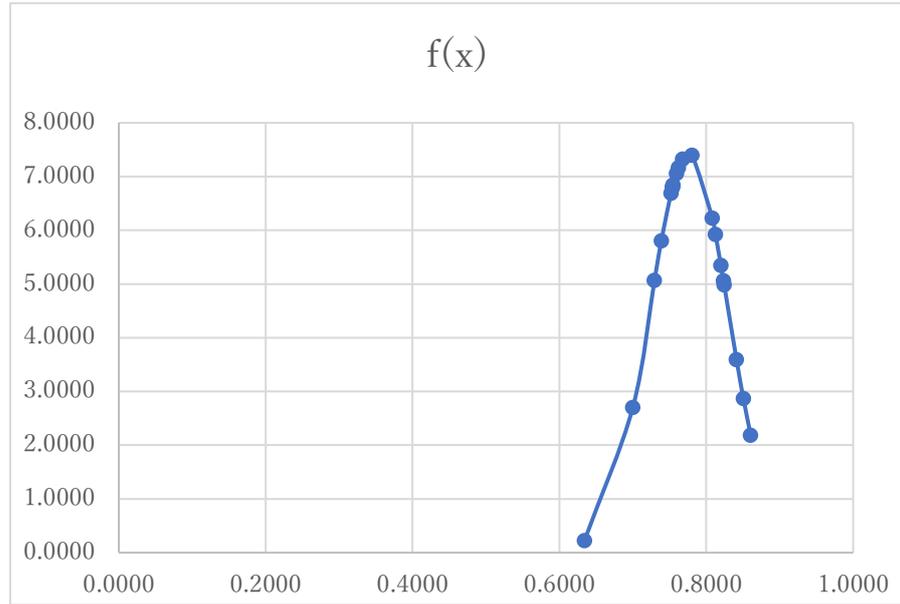
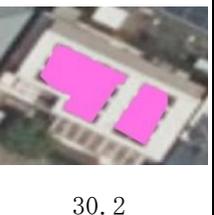
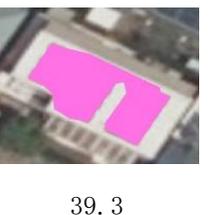
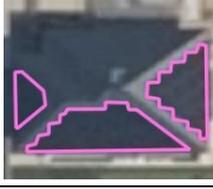
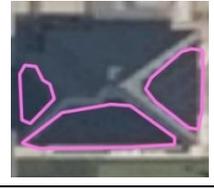
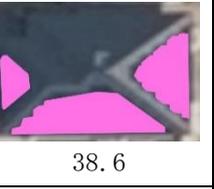
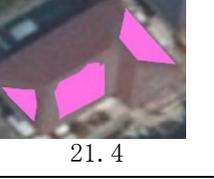
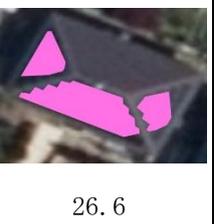


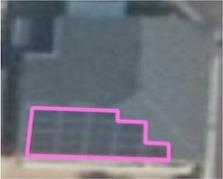
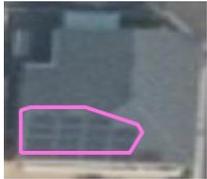
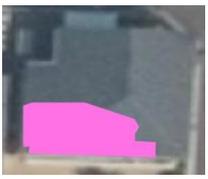
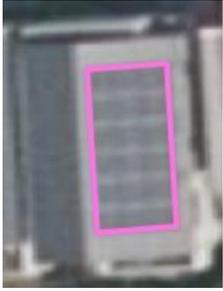
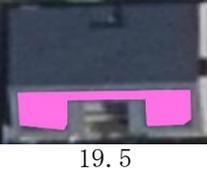
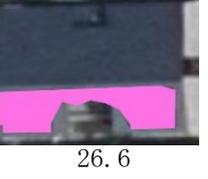
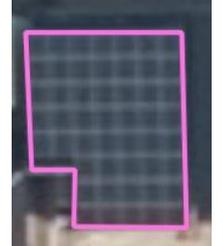
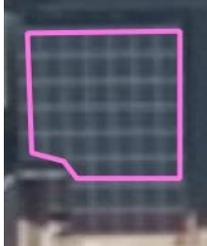
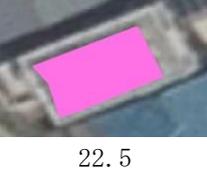
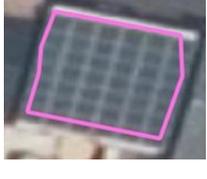
図 3.6-9 正規分布

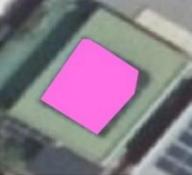
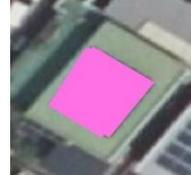
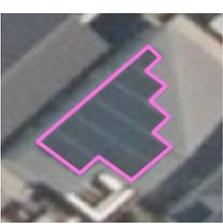
続いて、名古屋市南部の PV 形状抽出結果において、20 箇所のサンプリングを行い、PV をトレースしたものと、セグメンテーションによる予測結果 (predict) を元に、Overlap、Union の面積を求め IoU を算出した。

表 3.6-2 名古屋市南部検証結果 (IoU の算定)

id	PV	predict	Overlap (m ²)	Union (m ²)	IoU
1			 44.4	 57.5	0.7722
2			 12.3	 17	0.7235

3			 3650.5	 4170	0.8754
4			 30.2	 39.3	0.7684
5			 38.6	 50.5	0.7644
6			 9.3	 21.4	0.4346
7			 373.4	 412	0.9063
8			 26.6	 37.2	0.7151
9			 339.5	 425.2	0.7984

10			 14.8	 25.3	0.5850
11			 22.1	 25.2	0.8770
12			 19.5	 26.6	0.7331
13			 46.6	 66.7	0.6987
14			 22.5		0.7840
15			 47.8	 55.4	0.8628
16			 6.5	 9.3	0.6989

17			 26.3	 32.4	0.8117
18			 20.4	 23.3	0.8755
19			 32.9	 43	0.7651
20			 32.8	 37.7	0.8700

20 件の IoU から、平均値、標準偏差を算出した。

平均値 : 0.7660、 標準偏差 : 0.1088

この結果は、0.7660 の±0.1088 の中に大部分のデータが存在していることを意味する。
さらに、この結果を正規分布図を作成し可視化した。

平均値	0.7660
標準偏差	0.1088142

x	f(x)
0.4346	0.0355
0.5850	0.9188
0.6987	3.0271
0.6989	3.0318
0.7151	3.2856
0.7235	3.3973
0.7331	3.5022
0.7644	3.6659
0.7651	3.6661
0.7684	3.6653
0.7722	3.6604
0.7840	3.6166
0.7984	3.5069
0.8117	3.3565
0.8628	2.4680
0.8700	2.3216
0.8754	2.2115
0.8755	2.2091
0.8770	2.1795
0.9063	1.5967

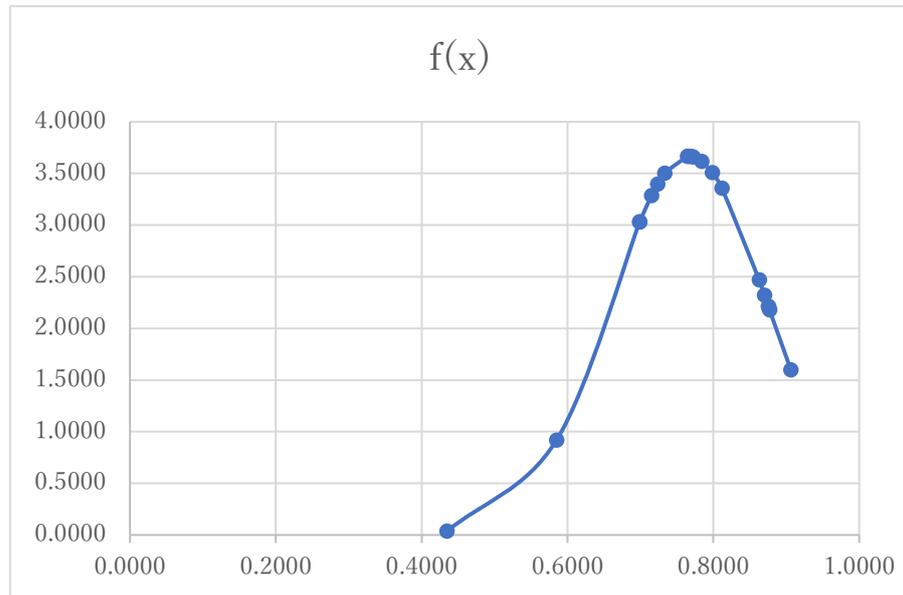


図 3.6-10 正規分布

大阪市南部および名古屋市南部の検証は、サンプリングした 20 箇所のデータのみの結果であるため、極端に良いデータや極端に悪いデータは、サンプリングから漏れている可能性がある。このためすべてを網羅した結果とはいえないが、PV 形状抽出結果の PV 形状の一致率を定量化・可視化し、データ特性を把握することができた。

本業務においてはパネル形状の真値がないことから、航空画像から手入力でパネル形状を作成し真値を代替えするという課題があったが、真値を持った地域において PV 形状を抽出するなど、サンプルサイズを拡大することによって、より精度の高い検証が可能と考える。

2) 画像に求められる要求精度と課題

高度な技術ゆえの課題もある。3.2 項で実施した「PV 導入場所の特定」は、PV が設置されている建物を抽出することが目的であったが、本項ではさらに PV のパネル形状を抽出し、その面積を算出することが目的である。「PV 導入場所の特定」で使用した画像が、PV のあるなしを識別できる解像度で良いのに対し、「PV パネル形状・面積の抽出」は、パネルの境界が識別できる地上解像度が要求される。具体的には「PV 導入場所の特定」に使用した画像が Web メルカトル XYZTiles 仕様でズームレベル 19 (地上解像度約 25cm 程度) であったが、PV パネル形状・面積の抽出」はズームレベル 20 (地上解像度約 12.5cm 程度、タイル化前の画像の解像度は 16 cm) の解像度が求められる。

この問題は AI の解析時間にも影響する。倍の解像度の画像を使用する場合、「PV 導入場所の特定」を 1 枚で処理する領域に対して、4 枚の画像処理が必要になる。加えて、画像 1 枚あたりの処理時間が物体検出の処理時間と比較してインスタンス・セグメンテーション

は4倍近く時間を要する。このことは物体検出の20倍程度の時間を要することを意味する。短期的な対策はないが、中長期的の対策をハード面、ソフト面において検討した。

① ハード面

インスタンス・セグメンテーションの処理は主に Nvidia 製の GPU で計算が行われている。処理能力の高い GPU による処理能力の向上は明らかである。さらに nVlink という GPU をブリッジ接続する方法さらに処理向上が図れる。但し価格も非常に高価で 100 万円～数百万円の費用が必要である。

② ソフト面

PV 形状抽出で使用している “Geo Tracer II” のインスタンス・セグメンテーション技術は、約5年前の Mask-RCNN をベースにしているが、技術革新著しい AI の世界では最新の技術と言えない。検出速度、検出精度ともに改善する余地があり、とりわけ検出速度を改善することにより、工程全体の処理速度向上につながるものと推測される。