

研究助成実施報告書

助成実施年度	2022 年度
研究課題（タイトル）	AI（人工知能）による透水性コンクリートの空隙率推定に関する研究
研究者名※	E RIDENGAOQIER
所属組織※	東京理科大学 工学部 建築学科 嘱託助教
研究種別	研究助成
研究分野	建築技術
助成金額	150 万円
発表論文等	

※研究者名、所属組織は申請当時の名称となります。

（ ）は、報告書提出時所属先。

大林財団 2022 年度研究助成実施報告書

所属機関名 東京理科大学
申請者氏名 エルドンオチル

研究課題	AI(人工知能)による透水性コンクリートの空隙率測定に関する研究
(概要) ※最大 10 行まで 本研究では、人間の経験による学習を再現する「人工知能(AI)」技術を導入することで、ポーラスコンクリートの空隙率を誰でも簡単に精度よく推定する方法を開発することを目的とし、ディープラーニングによる画像分類を用いて透水性コンクリートの空隙率の推定を行い、測定確率を確認した。その結果、ディープラーニングによる画像認識技術を適用することでポーラスコンクリートの空隙率をある程度高い確率で推定可能であることが明らかになった。また、その推定確率は、学習用画像の画素度およびディープラーニングのエポック数(学習回数)の影響を受けることが確認された。	

1. 研究の目的	(注) 必要なページ数をご使用ください。
本研究では、人間の経験による学習を再現する「人工知能(AI)」技術を導入することで、POC の空隙率を誰でも簡単に精度よく推定する方法を開発することを目的とし、ディープラーニングによる画像分類を用いて POC の空隙率の推定を行い、測定精度を確認する。	

2. 研究の経過	(注) 必要なページ数をご使用ください。
2.1 背景 本研究では、人間の経験による学習を再現する「人工知能(AI)」技術を導入することで、POC のポーラスコンクリート(透水性コンクリート, pervious concrete or porous concrete, 以下 POC と略記)は、内部に多量の連続空隙を有するコンクリートであり、施工時の締固め程度などによって品質が左右しやすいため、現場での品質管理が重要である¹⁾。今日では、構造体から採取された試験体(コア試験体)を用いて透水性、強度などを測定し、品質管理を行っている。しかし、コア抜きは構造体に傷をつける、作業が多くコストがかかるというデメリットがあり、より簡便かつ精度の良い方法の提案が要求されている。また、POC の空隙率はその命であり、他の性質に影響する。筆者らは、この特性に着目し、超音波、打音法など非破壊試験により POC の空隙率の推定し、品質を評価する研究を行ってきた^{2),3)}。	



Fig. 1 Surface image of PC specimen

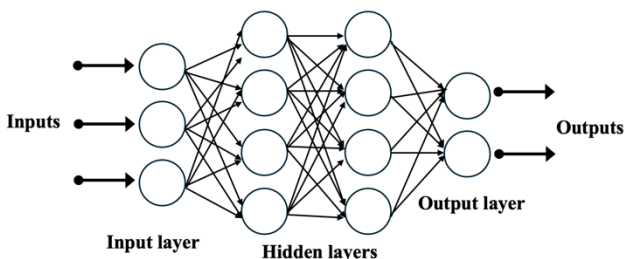


Fig. 2 Typical neural network architecture [4]

POC の表面状態（図－1 参照）は、空隙率（同図には、0～35%）および骨材粒径（同図には、5号 12～20mm、6号 5～12mm、7号 2.5～5mm）によるそれぞれの特徴があるため、長年、POC を扱っている人は、その経験に基づいて表面から空隙率を目視で大まかに推定できる。近年、人の知的能力をコンピューター上で実現する AI 技術が顔認証システムや自動運転システムなどの様々なケースで活用されている。AI 技術の中でも、人の神経を模したニューラルネットワークを用いた「ディープラーニング」または「深層学習（Deep Learning）」は圧倒的な性能の良さで注目を集めており、複雑な画像においても精度良く判断できるようになっている（図－2 参照）。したがって、複雑な表面を持つ POC においても、人間の経験による学習を再現する AI 技術を導入することで、誰でも簡単に精度よく空隙率を推定する方法を開発できると考える。

本研究では、AI による非破壊で簡単に空隙率の推定法を提案することを目的として、ディープラーニングによる画像解析手法を用いて POC の空隙率の推定を行い、測定確率を確認した。

2.1 実験方法

2.1.1 実験因子と水準

表－1 に、本実験の因子と水準を示す。本実験では、POC の設計空隙率、試験体画像の画素数およびディープラーニングのエポック数（学習回数）などを実験因子に取り上げた。設計空隙率（ V_R ）を 0%、15%、25%、35% の 4 水準とし、画素数を 100×100 px、 200×200 px、 300×300 px および 400×400 px の 4 水準とした。また、エポック数を 5 回、10 回、20 回および 30 回の 4 水準とした。

Table 1: Experimental factors and testing levels

Factor	Level
Designed porosity (%)	0, 15, 25, 35
Pixel count (px)	100×100 , 200×200 , 300×300 , 400×400
Number of Epochs (Times)	5, 10, 20, 30

2.1.2 使用材料および調合

POC の使用材料として、粗骨材には 6 号砕石 (5~12mm)、セメントには普通ポルトランドセメントを用いた。また、セメントペーストのフロー値を調節するために高性能 AE 減水剤 (ポリカルボン酸系) を用いた。

表-2 に、POC の調合表を示す。セメントペーストの水セメント比は 0.3 とし、セメントペーストの流動性はフロー値および目視により管理した。写真-2 に、フロー値の計測状況を示す。

Table 2: Mix proportions of PC

V _P (%)	Unit mass (kg/m ³)			HAE/C (%)	Flow value (mm)
	W	C	G		
0	202	674	1548	0.6	—
15	129	431		—	186
25	81	269		—	195
35	32	107		0.1	186

[Note] V_P: designed porosity; W, C, G: unit mass of water, cement, and aggregate;

HAE/C: Addition rate of high-performance AE water reducer to cement mass

2.1.3 試験体の作成方法

POC は、パン型ミキサ (55L, 75rpm) を用いて練り混ぜ、フレッシュ POC を各調合 3 本 (材量の都合上 VR=0 % のみ 2 本) の角柱鋼製型枠 (100×100×400 mm) に打ち込んだ後、脱型するまでビニールシートで封緘し、恒温室 (20℃, 65~75%) で養生した。材齢 7 日で脱型し各寸法や質量の測定、材齢 15 日では試験体撮影のため恒温室から取り出した。その他の期間中は、恒温室で保管した。

練混ぜ方法は、VR=0 % を除き、セメントペースト先練りとし、セメント、水をミキサに投入し、60 秒間練混ぜを行った。この際、セメントペーストのフロー試験で使用する分をあらかじめ加えている。高性能 AE 減水剤が必要な調合では、投入前に水に入れて攪拌している。その後、ミキサ内壁に付着したセメントを掻き落とし、90 秒間練混ぜた。練り上がったセメントペーストを採取してフロー試験を行い、フロー値を測定した。その後、粗骨材を投入し、流動性を確認して混和剤を投入しつつ 90 秒間混ぜた。練り上がったフレッシュ POC は、プラスチック製の練り舟に排出し、角柱鋼製型枠に打ち込んだ。締固めは、3 層に分けて、突き棒を用いて各層 50 回程度突き固め、所定質量を充填した後にコテ仕上げを行った。締固めた後、ビニールシートで封緘し恒温室で養生した。

VR=0 % の調合は、セメント、粗骨材を投入してから練りを 30 秒間、高性能 AE 減水剤を攪拌した水を投入し練混ぜを 60 秒間、その後練混ぜ 90 秒で減水剤を追加、再度 90 秒間の練混ぜを行った。他の試験体と同様に型枠に打ち込み、締固めを行った。締固め後にはセメントペースト・水

分が多く、表面にビニールシートのしわや気泡などが生じると想定されたため、締固め後すぐに封緘せずに恒温室内で養生し、4 時間後にビニールシートで封緘して他の試験体同様恒温室内で養生した。

2.1.4 試験体の撮影方法および画像収集

図-3 に、POC 表面画像の撮影方法を示す。室内で、試験体の打ち込み面を上にして水平に置き、スタンドを使用して撮影機（iPhone 11 pro）と試験体の距離を各水準の撮影において一定（試験体表面－撮影機のレンズまでの距離を 40cm）とした。光源は明るさの調節が可能なスタンド付属の蛍光灯のみとし、撮影表面の明るさを 480lx とした。材齢 15 日に恒温室内から出した全試験体において撮影を行い、図-3b)のようにピクセル数を統一した正方形（495×495px）に切り取り、回転・反転を行うことでデータ数を確保した。畳み込みニューラルネットワーク（CNN）⁶⁾を用いた学習では、画像を px ごとに分割し、左上から順に入力していくため、回転や反転を行うことで異なる情報を持つ画像となる。各空隙率において、学習に 110 枚、判定に 10 枚ずつの画像を用いた。切り取り後の画像（入力用の画像）の例を図-4 に示す。画像を入力する際に、表面空隙率以外の要因を少なくするためにグレースケール処理を行った。また、ディープラーニングによる学習・判定において、画素数による判定結果に及ぼす影響を検討するため、切り取った画像の画素数を表-1 の 4 水準に変更し、学習・判定を行なった。詳細については、2.1.5 (2) を参照されたい。

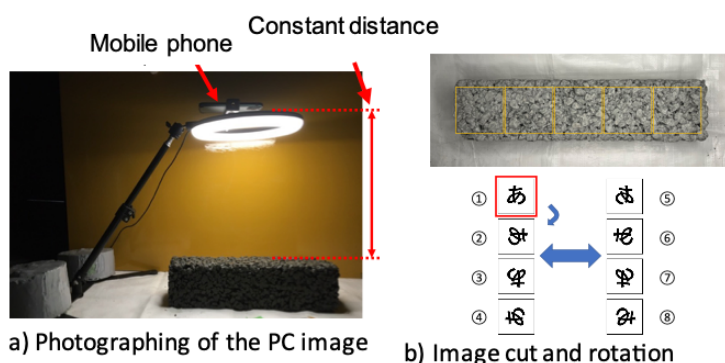


Fig. 3 Methodology for preparing PC images for AI deep learning and porosity estimation

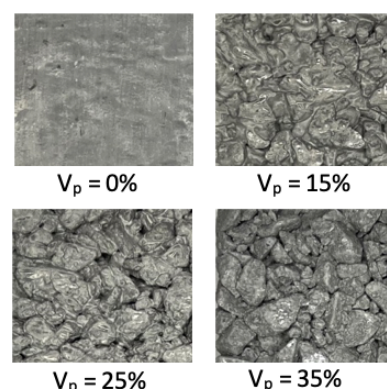


Fig. 4 Example of images after cropping

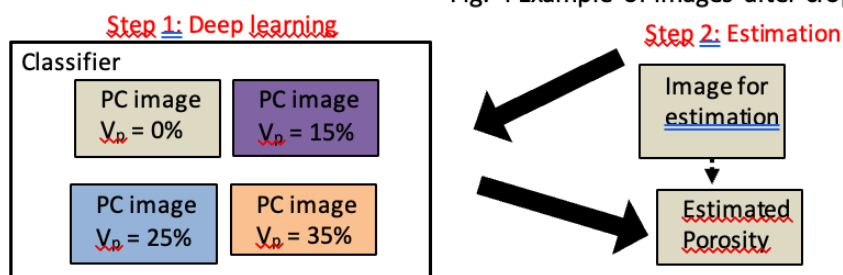


Fig. 5 Flow of Deep learning and estimation

2.1.5 試験方法

(1) 質量法による空隙率測定

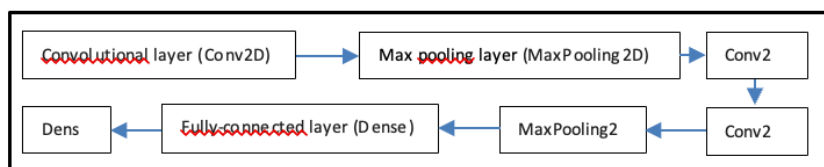
POC の試験体に対する空隙率試験は、日本コンクリート工学会による POC の空隙率試験方法（案）5）に準拠して、質量法による全空隙率の測定を行った。

(2) ディープラーニングによる空隙率推定

図-5 に、ディープラーニングによる学習・判定の流れを示す。本実験では、文献 6), 7)を参考

にプログラムを作成し、教師あり学習でディープラーニング（Deep Learning，深層学習）の手法をとっている。Python 言語を使用し、プログラムはデータ（設計空隙率と画像）の読み込み，畳み込みニューラルネットワーク（CNN）⁶⁾による学習，新しい画像を入力し判定，という流れで行った。CNN は，生物の視覚をモデルとしており，画像を柔軟に精度よく認識するために，通常のニューラルネットワークと異なる層を使い，画像認識に得意しているため，本実験では CNN を用いた⁷⁾。データの読み込みの際には，0%，15%，25%，35%とした 4 つの画像（設計空隙率を採用）を学習させて，新しい画像をこの 4 つのどこに分類するかを判定するモデルを作成した。

図-6 に，CNN モデルの構築を示す。モデルは畳み込み層，プーリング層および全結合層を Keras によって組み合わせた。同モデルによって判定された結果を推定空隙率とする。学習の段階では，学習内で使用する画像の画素数（100×100px, 200×200px, 300×300px, 400×400px）と分類項目数（設計空隙率：0%, 15%, 25%, 35%），その他，エポック数（5 回, 10 回, 20 回, 30 回）の設定を行い，それぞれプログラムを実行させた。



a) Combination of each layer

Layer (type)	Output Shape	Param
conv2d (Conv2D)	(None, 300, 300, 16)	160
max_pooling2d (MaxPooling2D)	(None, 150, 150, 16)	0
conv2d_1 (Conv2D)	(None, 150, 150, 128)	18560
conv2d_2 (Conv2D)	(None, 150, 150, 256)	295168
max_pooling2d_1 ((MaxPooling2D)	(None, 75, 75, 256)	0
dropout (Dropout)	(None, 75, 75, 256)	0
flatten (Flatten)	(None, 1440000)	0
dense (Dense)	(None, 128)	184320128
dropout_1 (Dropout)	(None, 128)	0
dense_1 (Dense)	(None, 4)	516
=====		
Total <u>params</u> :	184,634,532	Trainable params: 184,634,532 Non- trainable params: 0

Example of ~~Parameter (Param) calculation~~:

Convolutional layer (conv2d)
~~Number of filters~~: 16
~~Filter size~~: 3x3
~~Input channels~~: 1 (monochrome)
~~Output channel~~: 16
~~Bias~~: 1
~~Number of parameters~~ = Filter size (height x width) number of input channels ~~number of output channels + bias~~
~~Number of output channels~~ = 3 × 3 × 1 × 16 + 1 × 16 = 160

b) Model Overview

Fig. 6 Architecture of the CNN model

3.1 質量法による実測空隙率および設計空隙率の比較

図-7 に、POC の質量法による実測空隙率と設計空隙率の比較を示す。すべての試験体において実測空隙率が設計空隙率より多少大きくなっているが、本実験の結果に及ぼすほどの大きな差はなかった。

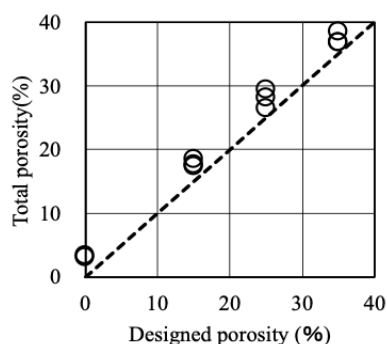


Fig. 7 Comparison between the total porosity and designed porosity of PC

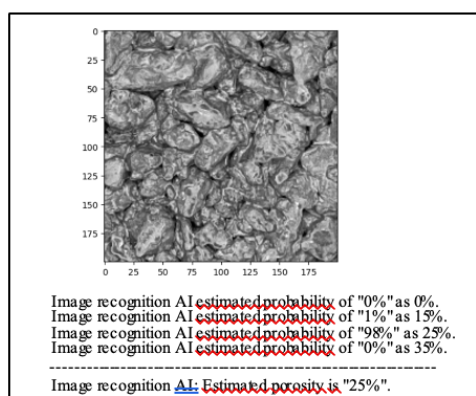


Fig. 8 Example of porosity estimation for PC using deep learning ($V_p = 25\%$, number of epochs = 10, pixel count = 200 px)

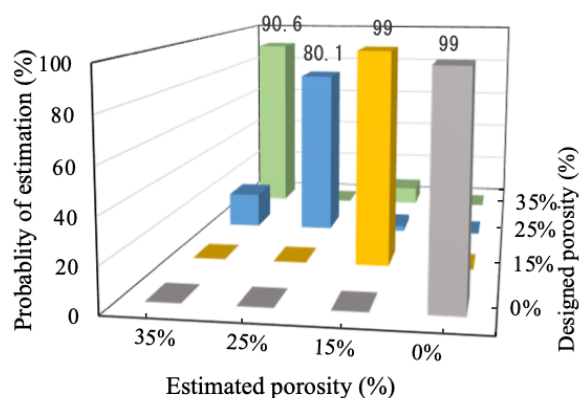


Fig. 9 Probability of porosity determination for each porosity level (number of epochs = 10, pixel count = 200 px)

3.2 ディープラーニングによる空隙率推定

図-8 に、ディープラーニングによる POC 空隙率の判定例を示す。各空隙率に分類される確率が出力され、最も大きい値の分類が判定結果となる。設計空隙率が 25%の試験体画像が、91%の確率で空隙率が 25%であると判定されているため、この画像は判定に成功している。

図-9 に、各水準における空隙率の判定確率の平均値を示す。図-6 と同様に各水準（各設計空隙率）10 枚ずつ判定を行い、各推定空隙率に判定される確率を集計し平均した結果である。なお、エポック数が 10 回、画素数が 200px の結果を示す。学習・判断に用いた画像の画素数は、後述する判定結果に及ぼす画素数の影響によれば、高画素数の方を選択すべきであるが、ここでは計算機の性能上の問題によって 200px で一定とした。図-9 によれば、各水準 80%以上の確率で設計空隙率のとおり正しく判定されている。また、設計空隙率が 25%の場合は判定確率が他と比べてやや低く評価されている。この原因として、空隙率が 15%、25%、35%の試験体の表面画像が似通っており、その内でも 25%の方が間値であり、表面画像の類似度が最も高いことが考えられる。写真-6 によれば、空隙率が 0%の POC は骨材間の空隙が完全にセメントペーストによって埋られ、他と比べて非常に平滑な表面を持

つ。一方、空隙率が 15%, 25%, 35% の POC の表面に骨材および空隙が確認でき画像が似ているとも言える。また、セメントペースト量または空隙率の違いによって表面状態が変わり、空隙率が 25% の方が間値であるため、判定確率が低く評価されたと考えられる。

図-10 に、エポック数による空隙率の判定確率に及ぼす影響を示す。なお、図-9 と同様に集計し平均値をエポック数の 5 回、10 回、20 回及び 30 回に分けて、設計空隙率の通り判定される確率のみ示す。また、ディープラーニングによる学習に用いた画像の画素数は 200px で一定とした。図-10 によれば、ディープラーニングによる判定空隙率が設計空隙率とおりに正しく判定される確率に及ぼすエポック数の影響が確認されており、エポック数の 10 回の方が他より大きくなっている。これは、ディープラーニングによる画像の学習において、エポック数が足りないと学習不足により測定精度が下がることが考えられる。一方、エポック数が大き過ぎると過学習現象による測定精度が下がることも考えられるが、本実験で用いた学習用データが少ないために過学習現象に陥っている可能性もある。そのため、エポック数が 10 回より大きくなると判定確率が下がる現象の理由が不明であり、今後の課題としたい。

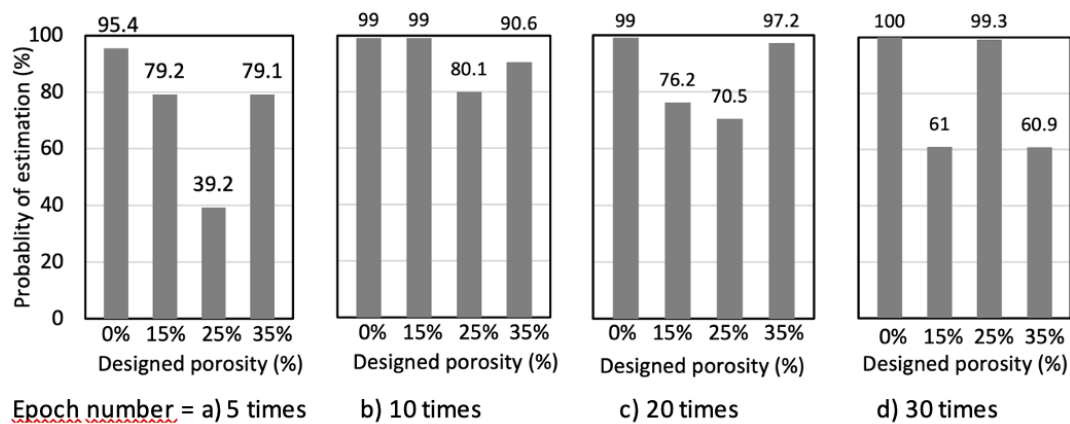


Fig. 10 Influence of number of epochs on accuracy of porosity determination in PC using deep learning (pixel counts = 200 px)

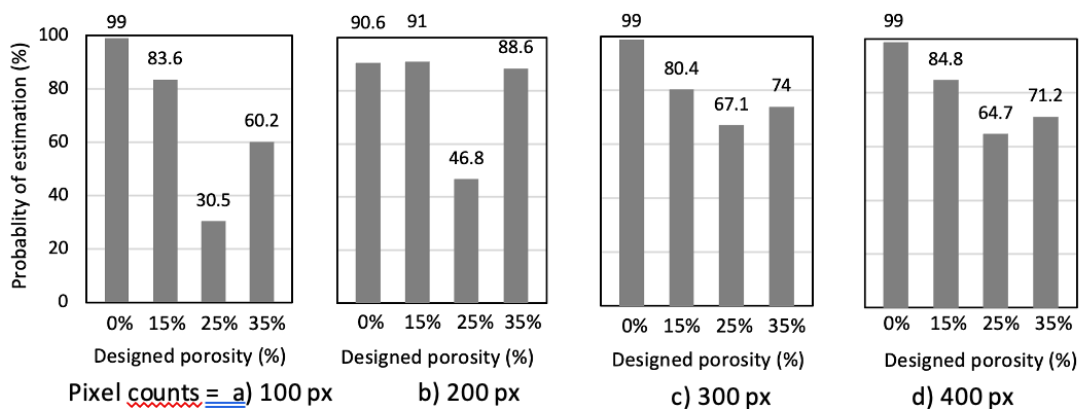


Fig. 11 Influence of pixel count on accuracy of porosity determination in PC using deep learning. (epoch number = 5 times)

図-11 に、画素数による空隙率の判定確率の影響を示す。なお、図-10 と同様に集計し平均値を画素数の 100px, 200px, 300px および 400px に分けて、設計空隙率の通り判定される結果のみ示す。図-11 によれば、画素数が大きくなるほど POC の空隙率の判定確率が上昇する傾向があり、300px および 400px においてはほぼ同等の結果が確認された。

以上、図-10 と図-11 の結果により、ディープラーニングによる POC の空隙率の推定においては、

学習・判定用画像の画素数およびエポック数（学習回数）は推定精度に影響を与えることが確認された。

3.3 まとめ

本研究により得られた知見を以下に示す。

- 1) ディープラーニングによる画像認識技術を適用することで POC の空隙率をある程度高い確率で推定可能であることが明らかになった。
- 2) ディープラーニングによる POC の空隙率推定確率が、表面画像の類似度が最も高い設計空隙率が 25%の試験体では、他（設計空隙率が 0%, 15%, 25%の試験体）よりやや低くなる傾向が確認された。
- 3) ディープラーニングによる POC の空隙率推定確率が学習用画像の画素数および学習のエポック数（回数）の影響を受け、判定確率を左右することが確認された。本実験の結果によれば、画像数が大きくなるほど、判定確率が上昇する。一方、エポック数が 10 回の場合は、他より判定確率が高くなる傾向が見られた。

参考文献

- 1) 畑中重光,「透水性コンクリート (POC) の基礎と実践 ー環境共生と豪雨対策を目指してー」, コンクリート新聞社, 2019
- 2) E, R., Hatanaka, S., Prediction of porosity of pervious concrete based on its dynamic elastic modulus, Results in Materials, Vol. 10, 2021
- 3) E, R., Hatanaka, S., Palamy, P., & Kurita, S., Experimental study on the porosity evaluation of pervious concrete by using ultrasonic wave testing on surfaces, Construction and Building Materials, Vol. 300, 2021
- 4) <https://jp.mathworks.com/discovery/neural-network.html>
- 5) 日本コンクリート工学会,「性能設計対応型ポーラスコンクリートの施工標準と品質保証体制の確立研究委員会報告書」, 2015
- 6) クジラ飛行機, 杉山陽一, 遠藤俊輔,「すぐに使える! 業務で実践できる! Python による AI・機械学習・深層学習アプリのつくり方」, ソシム, 2018
- 7) 我妻幸長,「Google Colaboratory で学ぶ! あたらしい人工知能技術の教科書 機械学習・深層学習・強化学習で学ぶ AI の基礎技術」, 翔泳社, 2021

4. 今後の課題

(注) 必要なページ数をご使用ください。

・学習回数と画素数の最適化

本研究結果から、学習回数（エポック数）および画像の画素数がモデルの推定精度に大きな影響を与えることが示された。過学習や学習不足を防ぐため、学習回数や画素数の最適な設定を見つけるための詳細なパラメータチューニングが必要である。今後の研究では、異なるパラメータ設定を用いた実験を通じて、最適な条件を特定することが重要である。

・モデルの改良と新しいアルゴリズムの導入

本研究では、基本的な畳み込みニューラルネットワーク（CNN）を用いたが、より高精度な推定を実現するためには、他の深層学習アルゴリズムや改良されたモデルの導入が求められる。例えば、転移学習やアンサンブル学習などの手法を試みることで、推定精度の向上が期待できる。今後は、これらの新しいアルゴリズムの適用と比較研究を行うことが課題となる。

- ・実環境での検証と適用

本研究の実験結果は実験室環境で得られたものであるため、実際の構造物に適用し、実環境下での検証を行うことが必要である。現場での使用を想定したシステムの開発と検証を行い、実際の施工現場での品質管理に役立てるためのフィードバックを得ることが今後の重要な課題である。

- ・統合的な品質管理システムの構築

AI 技術を活用した空隙率推定のみならず、他の品質指標（例：圧縮強度、耐久性など）も統合的に評価できるシステムの構築が求められる。非破壊試験データと AI 技術を組み合わせた統合的な品質管理システムを開発し、より包括的な品質評価を実現することが今後の大きな目標である。

- ・長期的な耐久性評価

POC の長期的な耐久性に関するデータを蓄積し、空隙率と耐久性の関係を明らかにすることも今後の課題である。長期間にわたる実験データを収集し、時間経過に伴う性能の変化をモデル化することで、より信頼性の高い品質評価が可能となる。