

山口県のコンクリート施工記録の AI による分析

～土木技術者は AI といかに
付き合うべきか～

横浜国立大学 細田 暁

2020.9.14

山口県 技術講習会 第14回 コンクリートの品質確保

機械学習を用いた研究の動機 1)

(1) AIは今後の人類の社会に不可欠な技術となるでしょう。現在、研究室を共同で運営している前川宏一教授の研究の中にもAIを使ったものがあり、研究室ゼミ等でときどきAIとの付き合い方などについての解説を聴く機会がありました。**土木技術者はAIを上手に使いこなす必要がある**と思っていますが、やはりAIを使った研究に実際に取り組んでみて、**本質が何なのかを体感してみたい**、というのが最も大きな理由でした。何事も、実践してから、というのが私の信条。

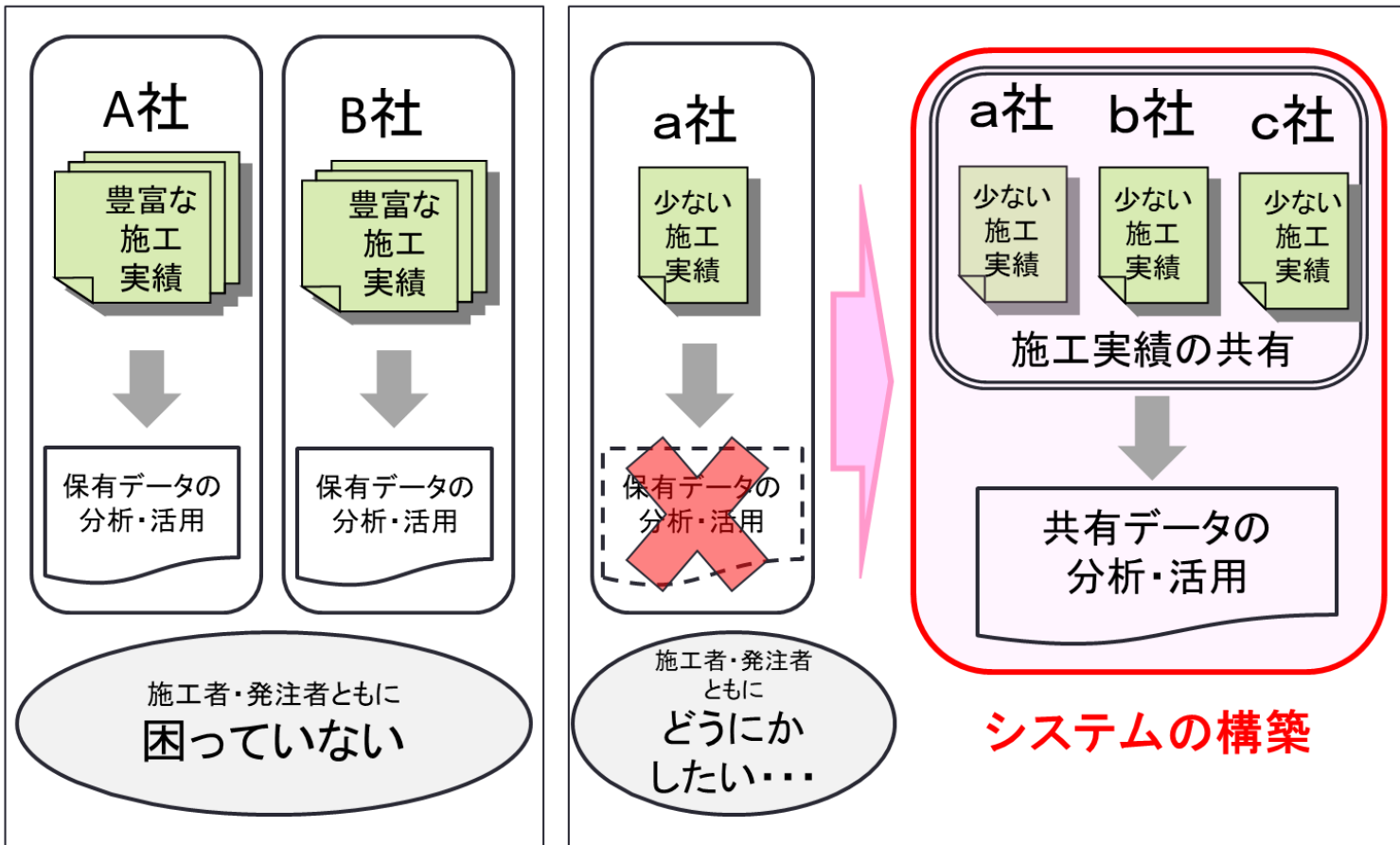
(2) もう一つの理由は、**マスコンクリートの温度ひび割れのひび割れ幅を予測することが非常に難しい**ことでした。**特に山口県の橋台のように鉄筋比の比較的小さい条件においては、ひび割れの分散の仕方によってもひび割れ幅は大きく変化する**ため、JCIや土木学会の規準類で示されている有限要素法によるひび割れ指数を用いた最大ひび割れ幅の予測手法の精度は高くない、と以前から考えていました。最初は、学会の予測手法の延長線上で改善することを考えていましたが、良い手法が思いつかず、機械学習で実構造物の「最大ひび割れ幅」を予測する研究を開始することにしました。

まず、山口県のデータベースの意義から

地方自治体におけるデータベースの意義

施工実績が豊富な建設会社

施工実績が少ない建設会社



前ページの図の解説

一般的に、山口県の発注する工事では、例えば国土交通省等の発注する工事に比べて、施工実績の比較的少ない建設会社が施工する場合が少なくなく、ひび割れ抑制対策や施工計画を立案するための保有データも十分でない場合がほとんどかと思えます。

山口システムは、そのような状況において、他社のデータも共有財産として活用できるシステムを構築した、とも言えます。自社のものではないデータを使うので、データベースを活用した設計や施工がなされるためには、データの質と信頼性が鍵となります。コンクリート構造物のひび割れは、当然ながら施工の良否に大きな影響を受けます。そこで、施工状況把握チェックシート等を活用した施工の基本事項の遵守が達成される仕組みを構築しました。また、データの入力には人為的なミスが付き物であるため、建設技術センターがデータをチェックする仕組みとしました。私は、データベース上に施工会社の名前とともに、構造物のひび割れ状況が公開されるという仕組みは、人間学的な観点からも、施工の基本事項の遵守を促す効果があると考えています。

山口県のデータベースの意義（生産性向上）

・山口県では、施工の基本事項の遵守を前提とした施工記録が蓄積され、それらの分析に基づく規準書であるコンクリート構造物品質確保ガイドの改訂をこまめに重ね、毎年の講習会で情報発信をしてきたこともあり、**設計段階・施工段階で温度応力解析を用いない温度ひび割れ照査とひび割れ抑制対策が実施**されるようになってきています。

・**温度応力解析は有意義な技術だと私も思っており、研究にも活用しておりますが、鉄筋比の比較的小さい構造物の「ひび割れ幅」を精度良く予測できるレベルには至っていない**と思っています。しかし、数値解析によるひび割れ幅予測は実務で多用されており、実構造物で採用されるひび割れ抑制対策に大きな影響を及ぼしています。

・現状の有限要素法の数値解析によるひび割れ幅の計算値（ひび割れ指数と鉄筋比の関数）は、特に橋台たて壁の配力方向の鉄筋比の程度の小さい鉄筋比の領域において、過剰に安全側な結果が得られることが多いことが私たちの研究でも明らかになっています³⁾。その場合、ひび割れ幅を制限値に収まるようにするため、不必要なひび割れ幅抑制対策が採られることにつながると考えられます。

・山口システムでは、温度応力解析を用いなくても、実構造物のデータベースを活用して合理的にかつ高い確実性でひび割れ抑制を実践できる仕組みが構築されており、**生産性向上の効果もあり、多くの関係者の技術力向上にも寄与している**とも言えます。

Prediction of maximum thermal crack width of RC abutments and investigation on influential factors using artificial neural networks

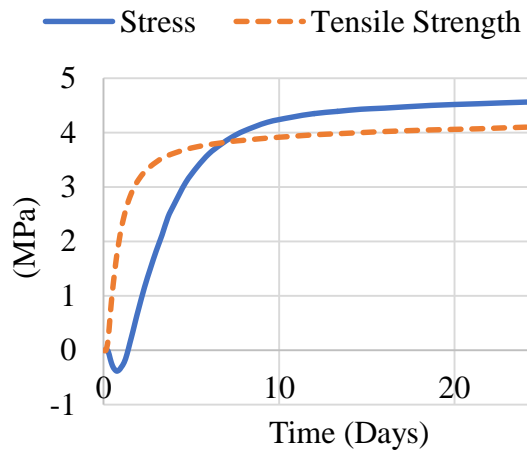
(人工ニューラルネットワークを用いたRC橋台の温度ひび割れの最大ひび割れ幅の予測と影響要因の分析)

博士号を取得した研究者: Mehboob Rasul (2019年10月修了)
(パキスタンからの文部科学省国費留学生)

Advisor:

Prof. Akira HOSODA
Graduate School of Urban Innovation
Yokohama National University

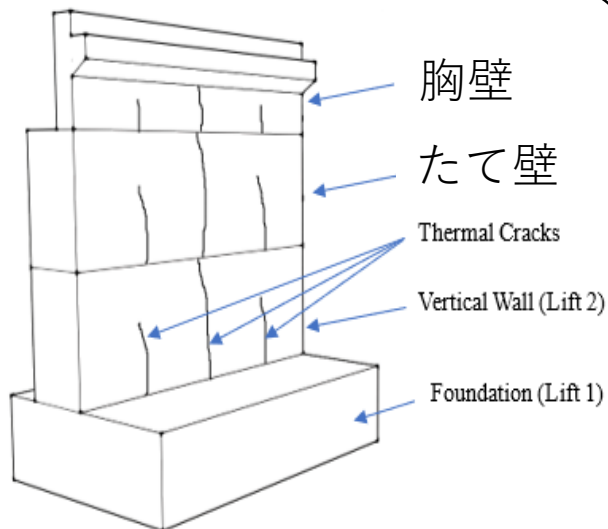
背景：橋台の外部拘束による温度ひび割れ



温度応力と引張強度の発言



Example of Thermal Cracks in a RC wall



橋台の模式図と温度ひび割れ

- ひび割れは、耐久性、漏水、美観に影響を与えるだけでなく、建設マネジメント的にも多くの課題がある。
- 温度ひび割れの最大ひび割れ幅を既存の方法を使用して精度よく予測するのは困難。

• 主な目的

1. RC橋台の外部拘束温度ひび割れの発生の予測
2. RC橋台の外部拘束温度ひび割れの最大ひび割れ幅の予測
3. 最大ひび割れ幅に影響を与える要因の調査

用いた手法：

- 実施工データ（山口県データベース）

データの特徴：

- 構造物の基本的な幾何学的特性
- 材料特性，鉄筋比
- 周囲の環境条件
- 施工条件

使用方法：

- 人工ニューラルネットワーク（ANN）

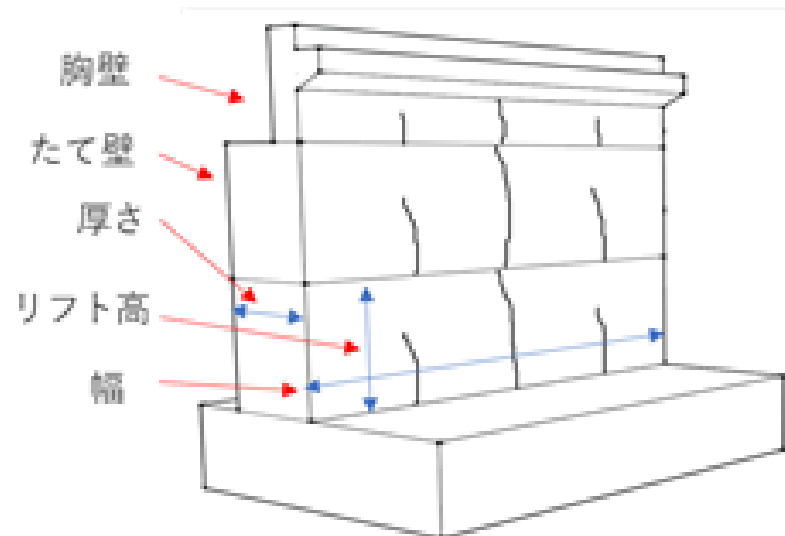
最終的な目標：

- RC橋台等の有害な温度ひび割れを抑制するための設計施工ガイドライン等への貢献。

山口県データベースの特徴

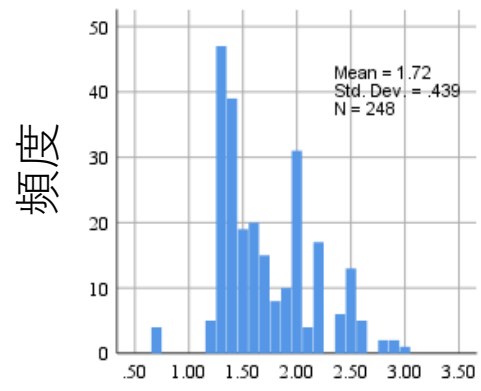
建造物の総リフト数	1555
リフト数 (たて壁)	248
リフト数 (胸壁)	114

部位	ひび割れの発生したリフト数	ひび割れの発生しなかったリフト数
たて壁	96	152
胸壁	23	91

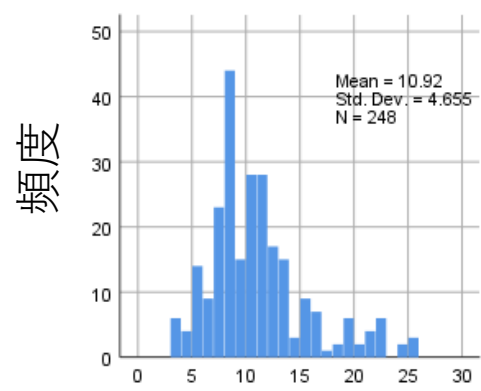


特徴	たて壁		胸壁	
	有効	データ欠損	有効	データ欠損
ひび割れの状況	248	0	114	0
厚さ	248	0	114	0
幅	248	0	114	0
リフト高	248	0	114	0
鉄筋比	247	1	107	7
水セメント比	242	6	111	3
単位セメント量	233	15	107	7
膨張材	248	0	114	0
スランプ	228	20	104	10
空気量	228	20	112	2
打込み温度	247	1	114	0
外気温	247	1	104	9
28日強度	235	13	100	14
打継間隔	235	13	111	3
最高温度	200	48	78	36
最高温度時間	198	50	81	33
脱型した材齢	238	10	107	7
養生期間	232	16	102	12

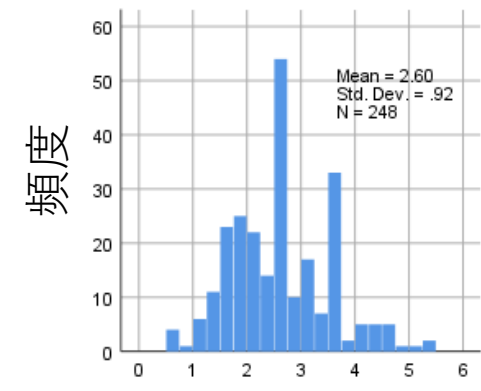
たて壁のデータの特徴



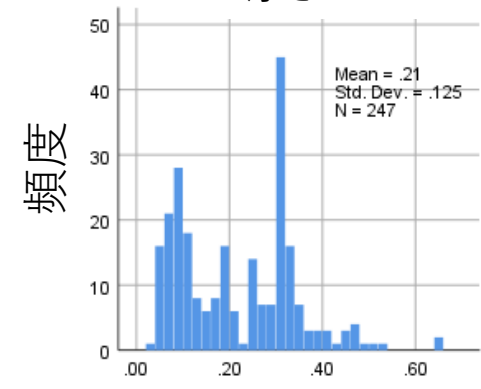
厚さ



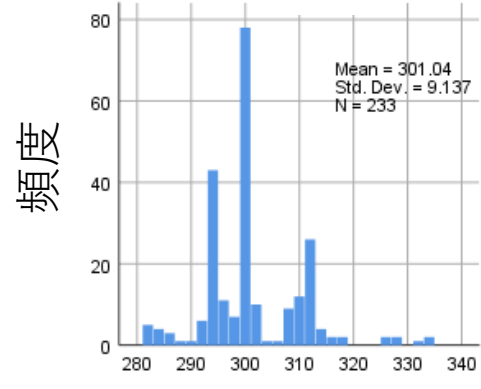
幅



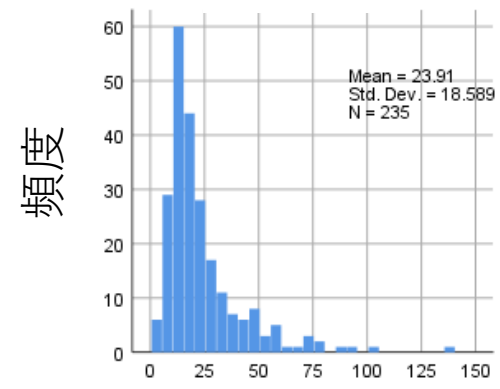
リフト高



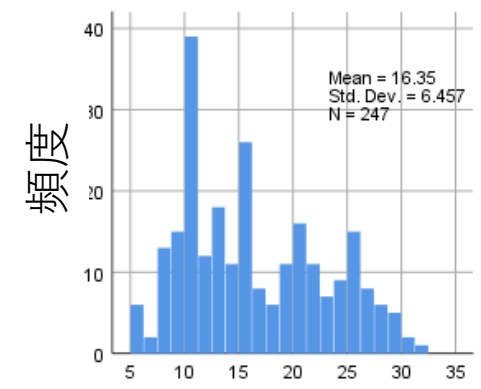
鉄筋比



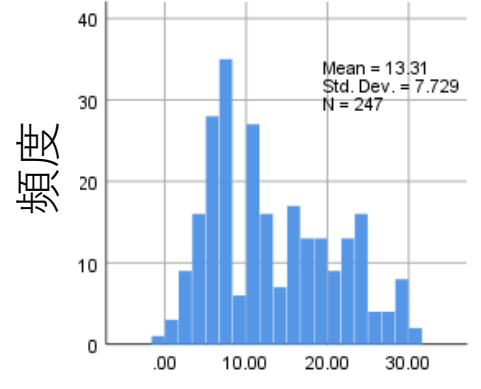
単位セメント量



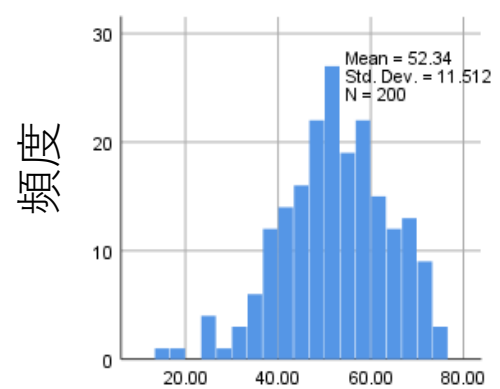
打継間隔



初期温度

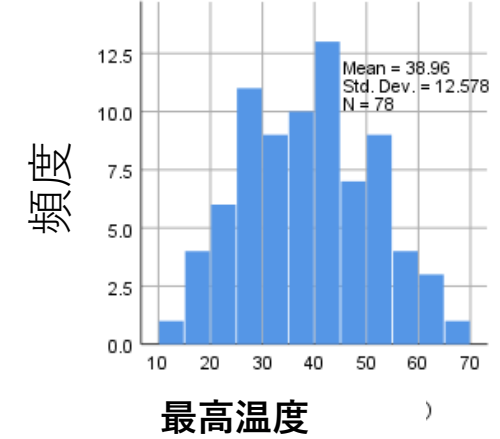
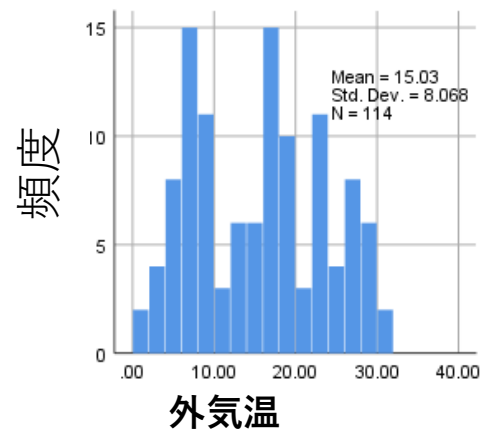
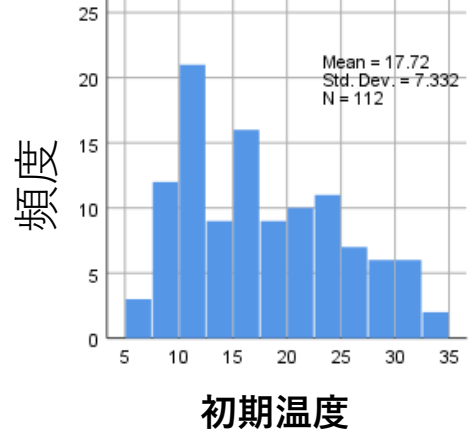
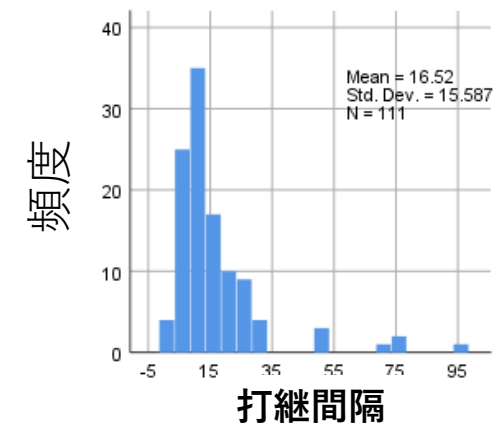
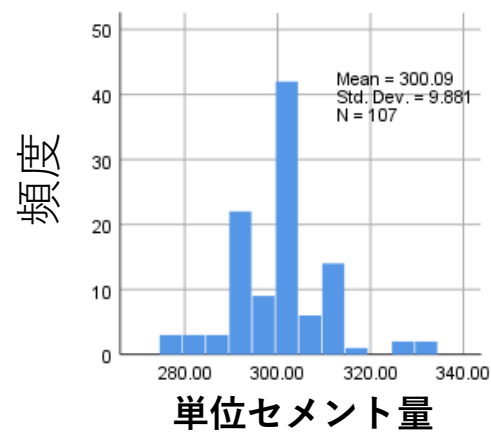
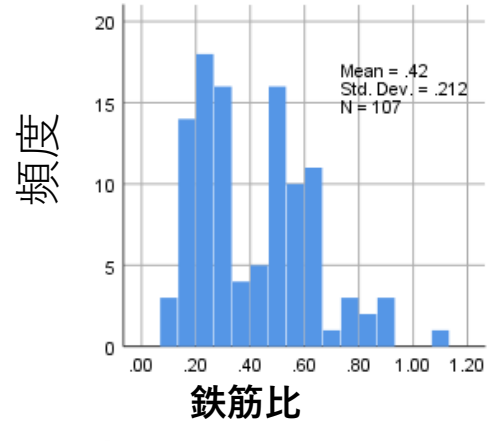
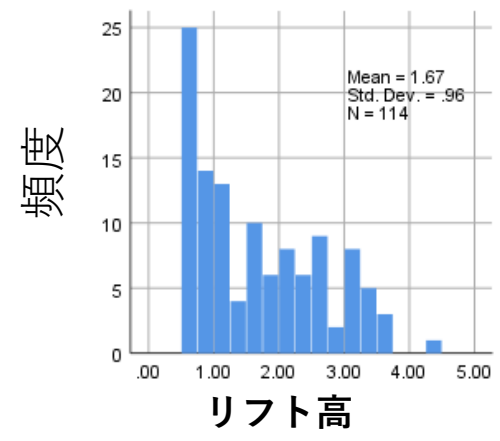
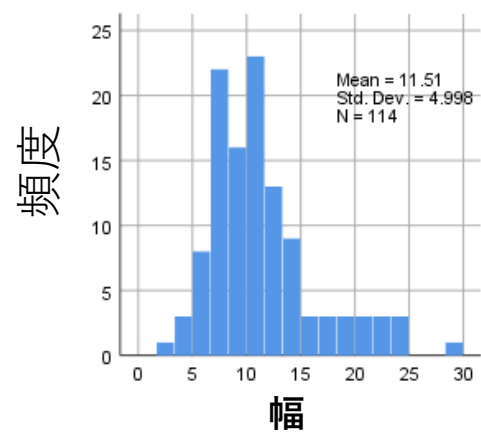
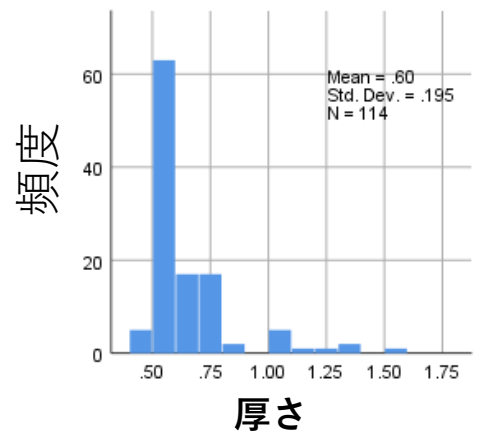


外気温



最高温度

胸壁のデータの特徴



熱膨張係数の測定 (CTE)

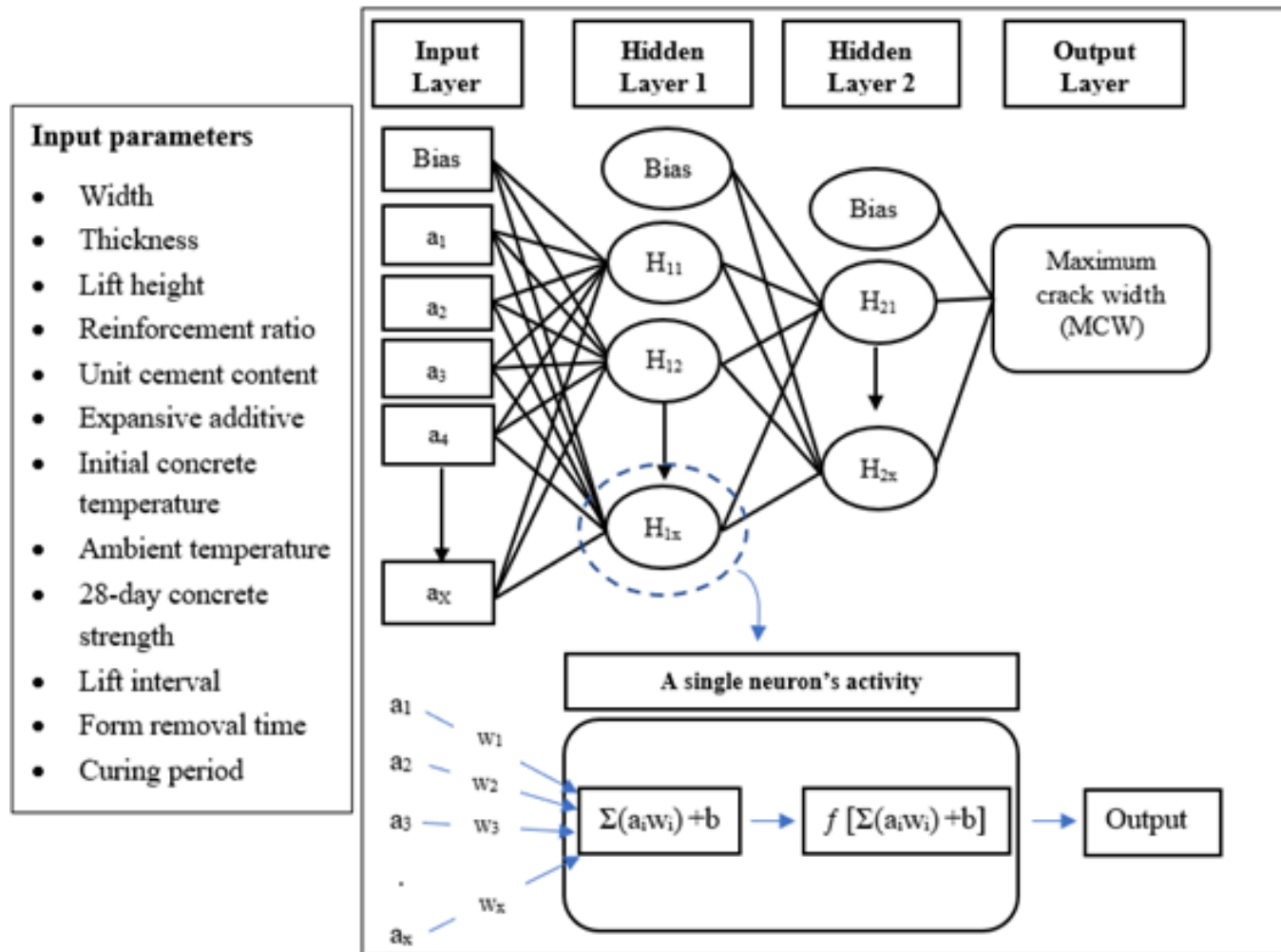
山口県21生コン工場から得られたコンクリート試料の熱膨張係数を測定することにより熱膨張係数を詳細に調べた。

熱膨張係数 ($\times 10^{-6}/^{\circ}\text{C}$)			
Ready-Mix Plant	No.	各値	平均値
A	1	6.46	6.39
	2	6.32	
B	1	7.00	6.93
	2	6.85	
C	1	6.31	6.36
	2	6.41	
D	1	7.59	7.51
	2	7.42	
F	1	7.17	7.38
	2	7.58	
G	1	5.89	5.98
	2	6.06	
H	1	5.87	5.90
	2	5.93	
I	1	6.16	5.88
	2	5.60	
J	1	6.84	6.90
	2	6.95	
K	1	6.38	6.39
	2	6.39	
L	1	7.07	6.92
	2	6.76	

熱膨張係数 ($\times 10^{-6}/^{\circ}\text{C}$)			
Ready-Mix Plant	No.	各値	平均値
M	1	8.12	8.11
	2	8.10	
N	1	5.97	5.86
	2	5.75	
O	1	6.88	6.78
	2	6.68	
P	1	7.01	6.88
	2	6.75	
Q	1	6.86	6.70
	2	6.54	
R	1	6.79	6.66
	2	6.52	
S	1	6.68	6.77
	2	6.85	
T	1	7.58	7.70
	2	7.83	
U	1	5.77	5.76
	2	5.75	
V	1	6.24	5.95
	2	5.65	

最大ひび割れ幅を予測するための人工ニューラルネットワークの構造

No. of nodes in hidden layer 1 = 6, No. of nodes in hidden layer 2 = 3



- 最大ひび割れ幅の予測を目標に設定。
- 試行錯誤の末、隠れ層は2層が適切と判明。

たて壁の温度ひび割れの最大幅の予測

使用される人工ニューラルネットワークのタイプ：フィードフォワード多層パーセプトロン（MLP）

- **Software Used:** MATLAB with Machine Learning and Deep Learning Package.
- **Activation Function for Hidden layer:** Hyperbolic Tangent.
- **Activation Function for Output layer:** Linear
- **Training Function :** Levenberg-Marquardt.
- 隠れ層内のノード数は、ホールドアウトサンプルの最大効率を得るために試行錯誤によって決定。
- 過学習（オーバーラーニング）を回避するために5重交差検証を行った。
- **Dual Cross Validation was performed.**

K-Fold Cross Validation					
Dataset	1	2	3	4	5
Fold1	T	T	T	T	H
Fold2	T	T	T	H	T
Fold3	T	T	H	T	T
Fold4	T	H	T	T	T
Fold5	H	T	T	T	T

Training	Testing	Validation
70%	15%	15%

Case processing summary for ANN-V(b)			
For All 5 Folds	妥当	トレーニング、 テスト、検証	ホールド アウト
	188	155	33

No. of nodes in hidden layer 1 = 6, No. of nodes in hidden layer 2 = 3

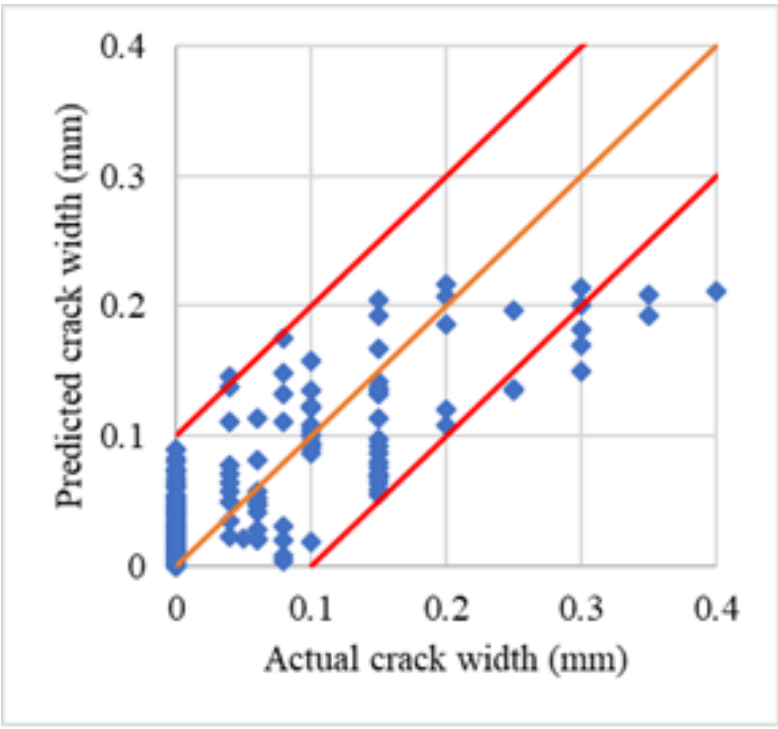
入力パラメータ
厚さ
幅
リフト高
鉄筋比
単位セメント量
膨張材
コンクリート温度
外気温
28日強度
打継間隔
脱枠日
養生期間

Case processing summary for ANN-MCW-V(b)			
For All 5 Folds	妥当	トレーニング、テスト、検証	ホールドアウト
	188	155	33

5重交差検証における、トレーニング中の予測精度と、ホールドアウトに対する予測精度（0.1mm以内の誤差で）

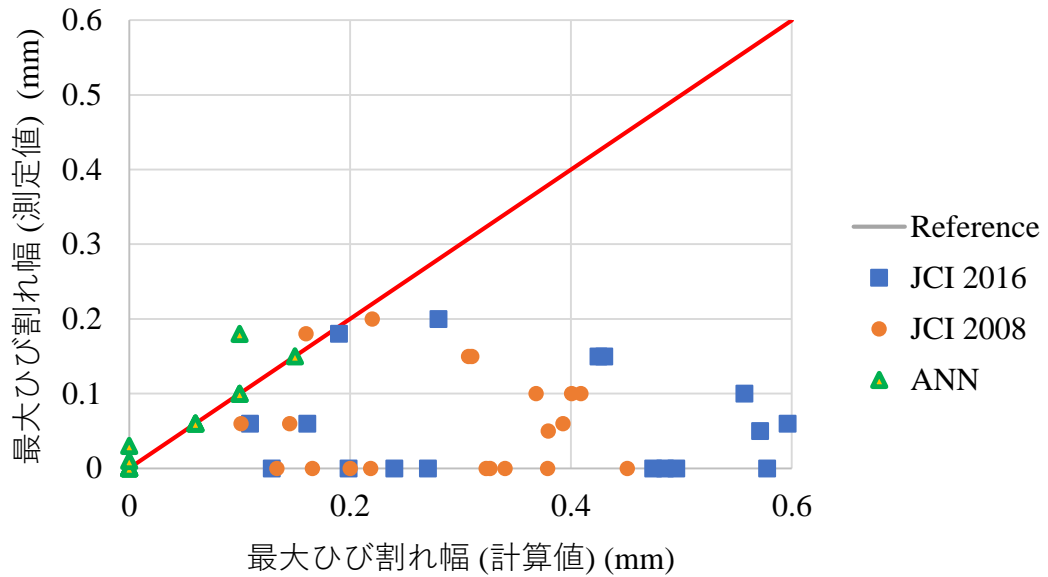
Performance of k-folds			
		Training & validation	Holdouts
Tolerance level		0.1 (mm)	0.1 (mm)
Prediction accuracy (%)	fold 1	96.00 %	84.21 %
	fold 2	93.96%	87.18 %
	fold 3	95.3%	81.09 %
	fold 4	93.29%	83.78 %
	fold 5	92.62%	83.78 %
	Avg.	94.23%	84.0 %

* 現場で入手しやすいパラメータ



Statement about confidence on present ANN

- 検討した範囲で最良の機械は、0.1mmの誤差を許容すると、188リフトのうち178リフトにおいて、最大ひび割れ幅を正しく予測することができた。
- 予測誤差が±0.1 mmを超えるリフトのほとんどが2007年から2009年にかけて建設された。



JCI指針（2016年版，2008年版）に示された、ひび割れ指数とひび割れ幅の関係式を用いて算出した計算値（最小ひび割れ指数をそのまま入力）

たて壁の温度ひび割れの最大幅に影響を与える影響 因子の検討

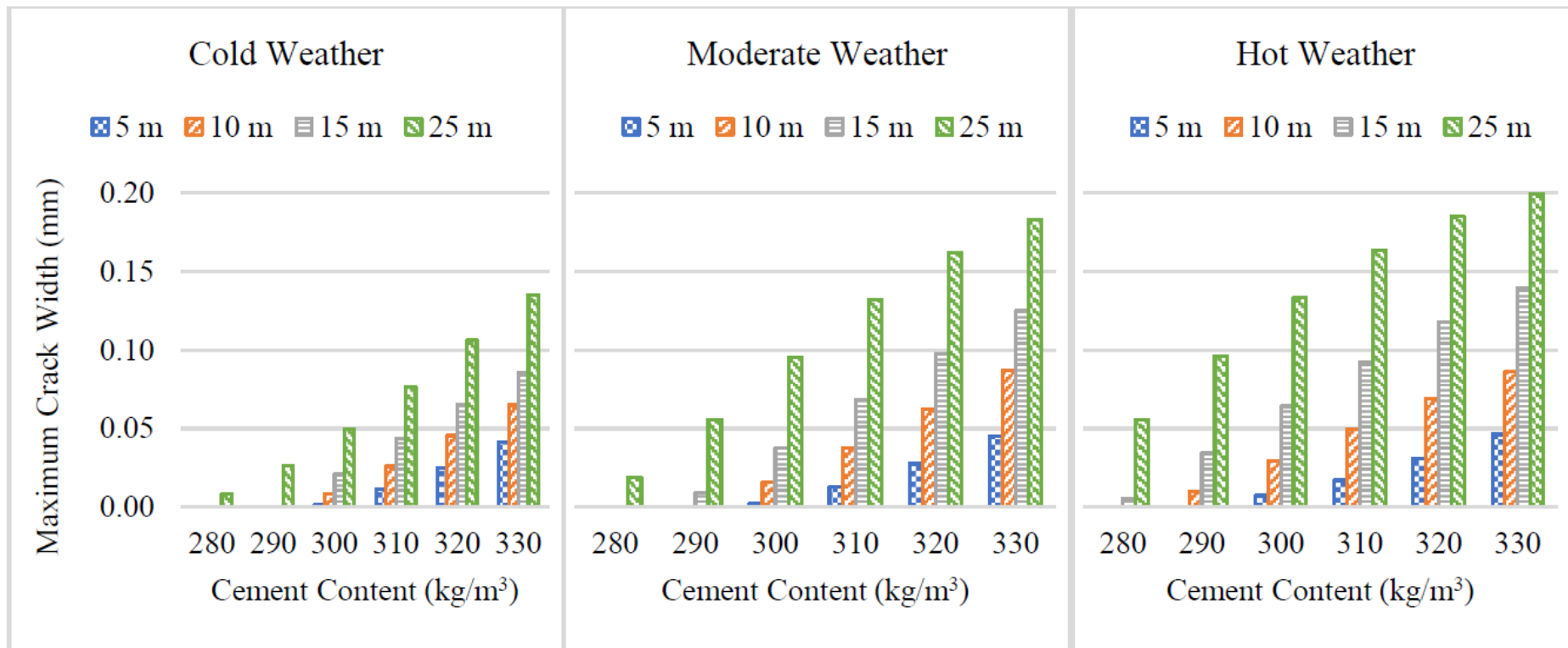
橋台の幅, 単位セメント量, 季節の影響

Input Parameters	厚さ	幅	リフト高	鉄筋比	単位セメント量	膨張材	28日強度	打継間隔	脱枠日	養生期間
Values	2 m	x	3 m	x	x	0	25 MPa	14 Day	7 Day	7 Day

初期温度= 10 °C, 外気温= 0 °C

初期温度= 20°C, 外気温= 20 °C

初期温度= 30°C, 外気温= 30 °C



- スライド上部の表に示した条件を固定して、橋台の幅, 単位セメント量, 打込み開始時のコンクリート温度, 外気温の影響を示した。

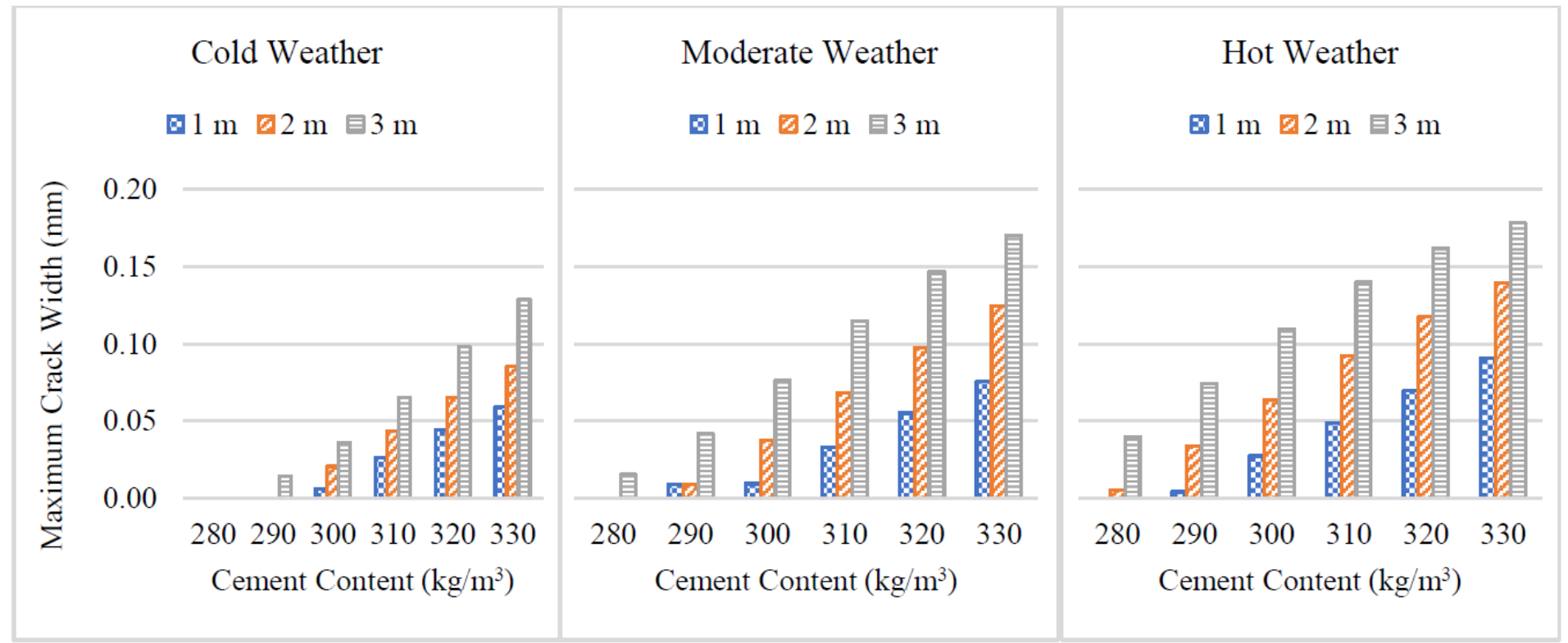
橋台の厚さ, 単位セメント量, 季節の影響

Input Parameters	厚さ	幅	リフト高	鉄筋比	単位セメント量	膨張材	28日強度	打継間隔	脱枠日	養生期間
Values	x	15m	3 m	0.3 %	x	0	25 MPa	14 Day	7 Day	7 Day

初期温度= 10 °C, 外気温= 0 °C

初期温度= 20°C, 外気温= 20 °C

初期温度= 30°C, 外気温= 30 °C



- スライド上部の表に示した条件を固定して, 橋台の厚さ, 単位セメント量, 打込み開始時のコンクリート温度, 外気温の影響を示した。

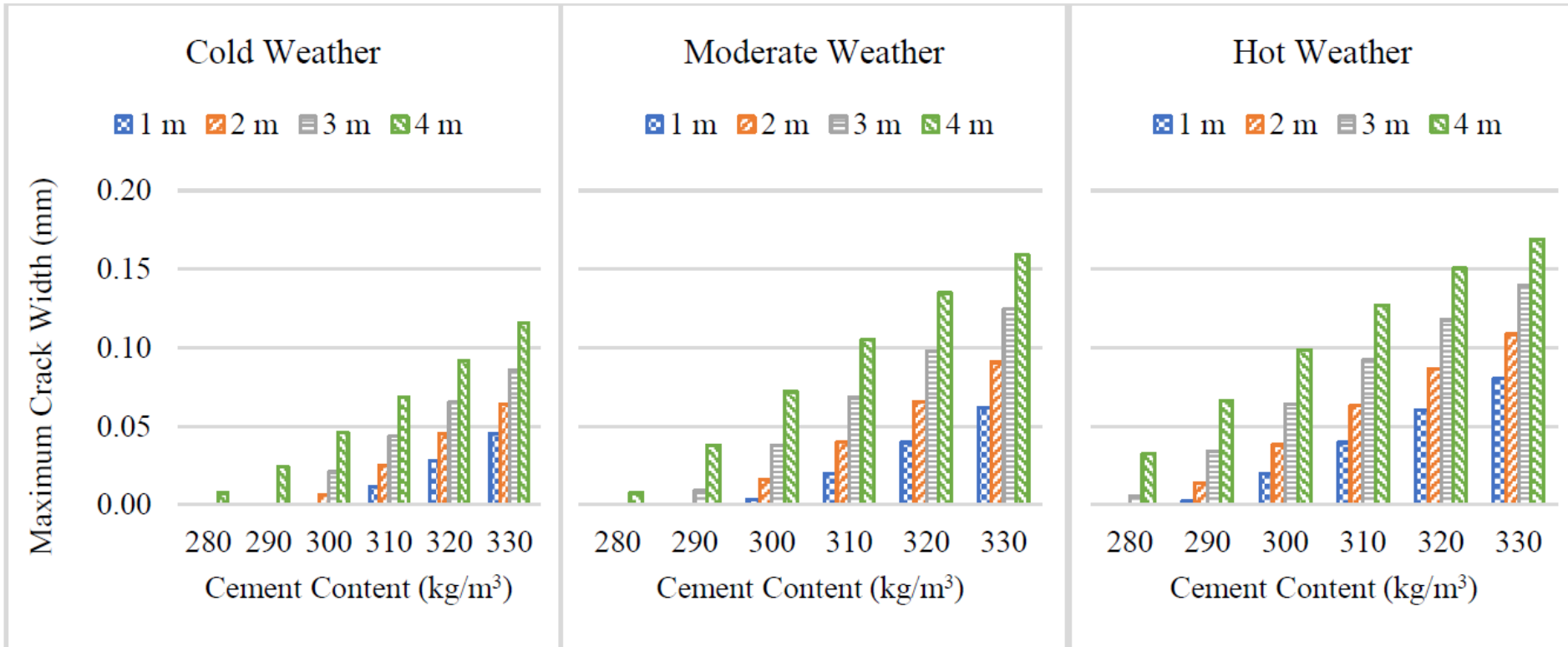
リフト高さ, 単位セメント量, 季節の影響

Input Parameters	厚さ	幅	リフト高	鉄筋比	単位セメント量	膨張材	28日強度	打継間隔	脱枠日	養生期間
Values	2 m	15 m	x	0.3%	x	0	25 MPa	14日	7 Day	7 Day

初期温度= 10 °C, 外気温= 0 °C

初期温度= 20°C, 外気温= 20 °C

初期温度= 30°C, 外気温= 30 °C



- スライド上部の表に示した条件を固定して、リフトの高さ, 単位セメント量, 打込み開始時のコンクリート温度, 外気温の影響を示した。

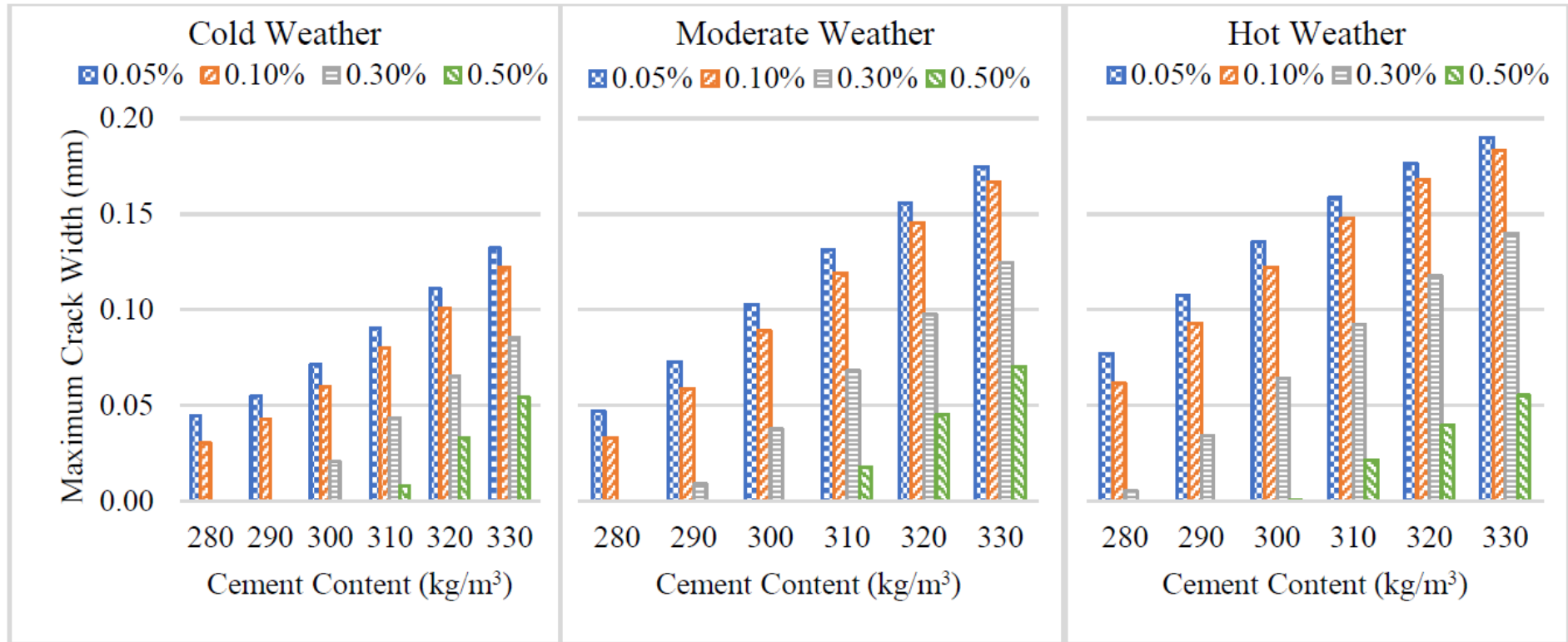
鉄筋比, 単位セメント量, 季節の影響

Input Parameters	厚さ	幅	リフト高	鉄筋比	単位セメント量	膨張材	28日強度	打継間隔	脱枠日	養生期間
Values	2m	15 m	3 m	x	x	0	25 MPa	14 Day	7 Day	7 Day

初期温度= 10 °C, 外気温= 0 °C

初期温度= 20°C, 外気温= 20 °C

初期温度= 30°C, 外気温= 30 °C



- スライド上部の表に示した条件を固定して、鉄筋比, 単位セメント量, 打込み開始時のコンクリート温度, 外気温の影響を示した。

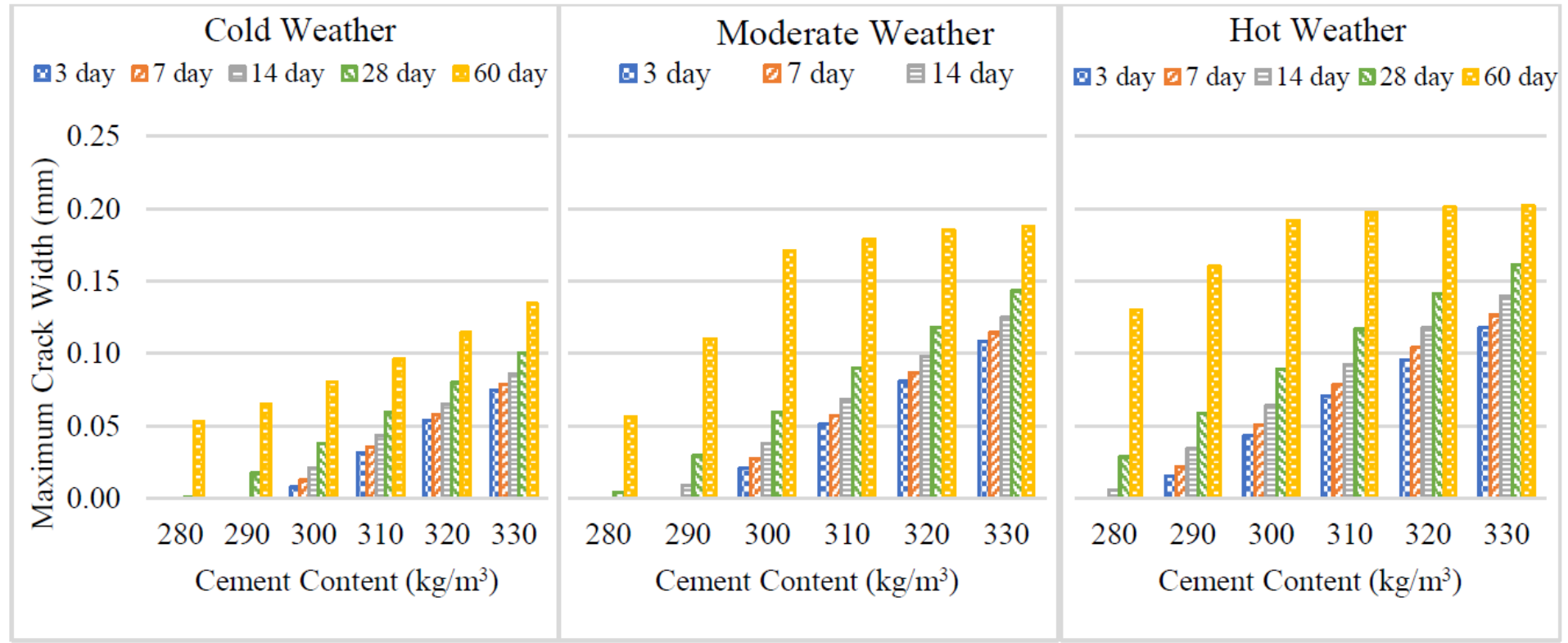
打継ぎ間隔, 単位セメント量, 季節の影響

Input Parameters	厚さ	幅	リフト高	鉄筋比	単位セメント量	膨張材	28日強度	打継ぎ間隔	脱枠日	養生期間
Values	2 m	15 m	3m	0.3%	x	0	25 MPa	x	7 Day	7 Day

初期温度= 10 °C, 外気温= 0 °C

初期温度= 20°C, 外気温= 20 °C

初期温度= 30°C, 外気温= 30 °C



- スライド上部の表に示した条件を固定して、打継ぎ間隔, 単位セメント量, 打込み開始時のコンクリート温度, 外気温の影響を示した。

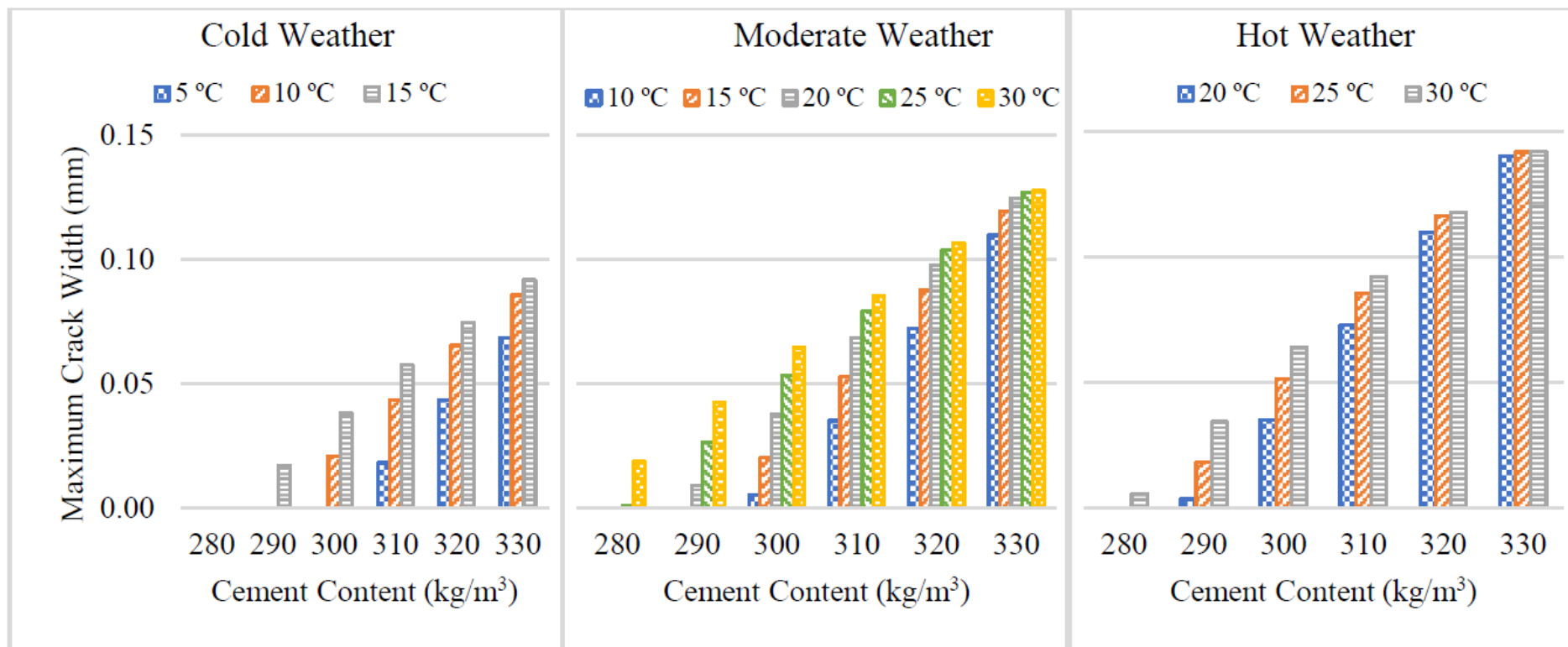
コンクリートの打込み開始時の温度の影響

Input Parameters	厚さ	幅	リフト高	鉄筋比	単位セメント量	膨張材	28日強度	打継間隔	脱枠日	養生期間
Values	2 m	15 m	3 m	0.3%	x	0	25 MPa	14 Day	7 Day	7 Day

外気温= 0 °C

外気温= 20 °C

外気温= 30 °C



- スライド上部の表に示した条件を固定して、打込み開始時のコンクリート温度の影響を示した。

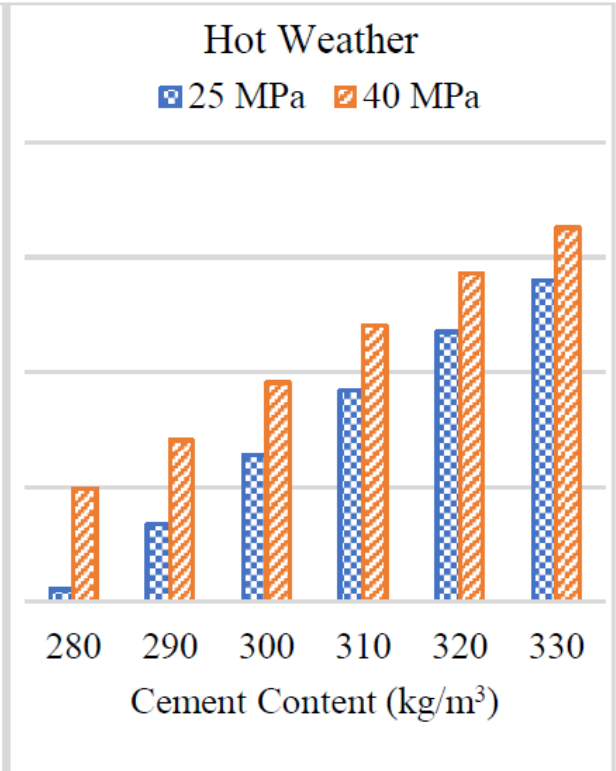
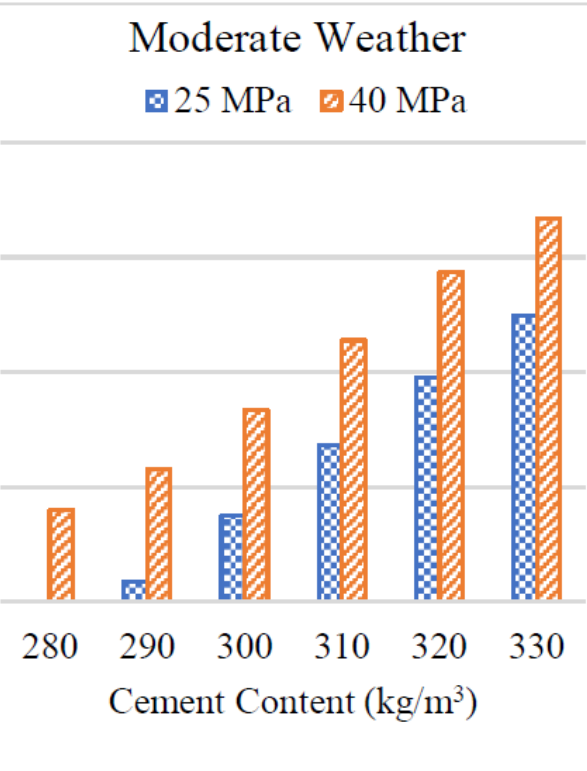
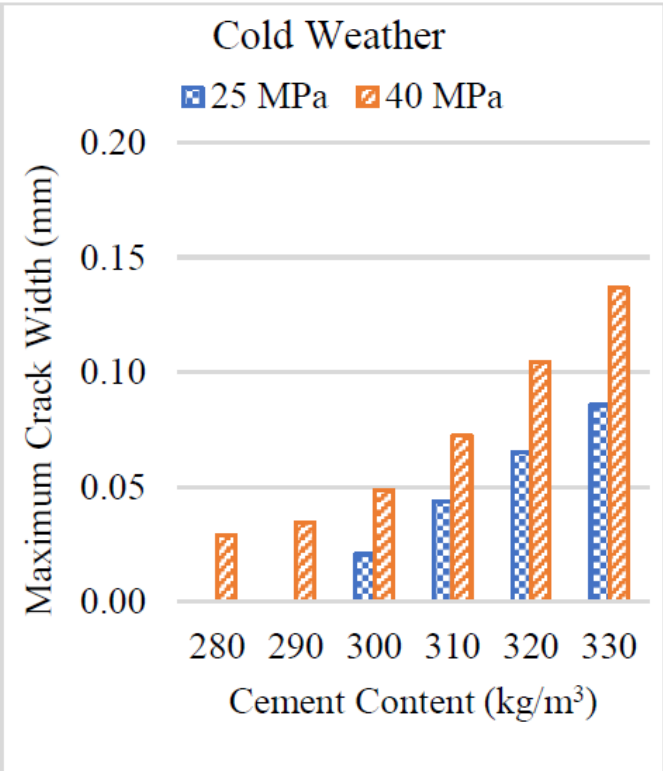
28日強度, 単位セメント量, 季節の影響

Input Parameters	厚さ	幅	リフト高	鉄筋比	単位セメント量	膨張材	28日強度	打継間隔	脱枠日	養生期間
Values	2 m	15 m	3 m	0.3%	x	0	x	14 Day	7 Day	7 Day

初期温度 = 10 °C, 外気温 = 0 °C

初期温度 = 20 °C, 外気温 = 20 °C

初期温度 = 30 °C, 外気温 = 30 °C



- スライド上部の表に示した条件を固定して、28日での圧縮強度, 単位セメント量, 打込み開始時のコンクリート温度, 外気温の影響を示した。

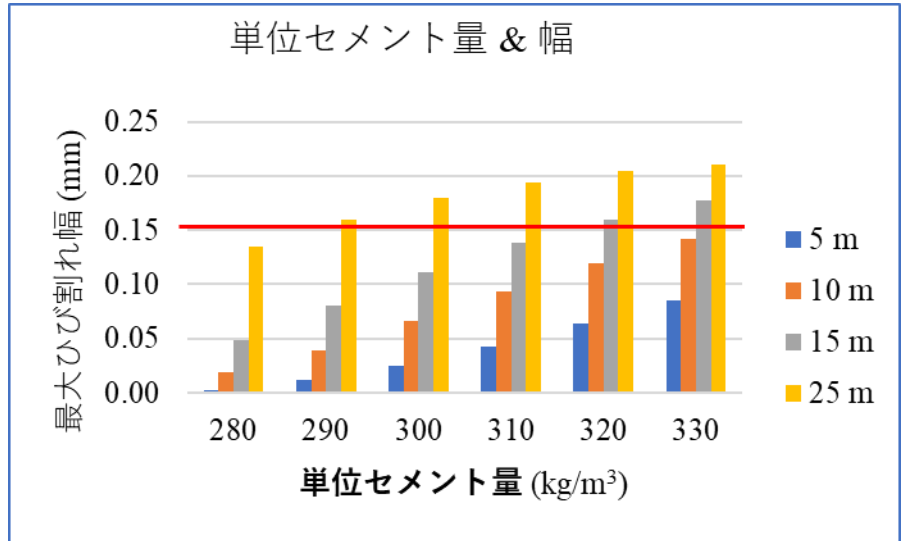
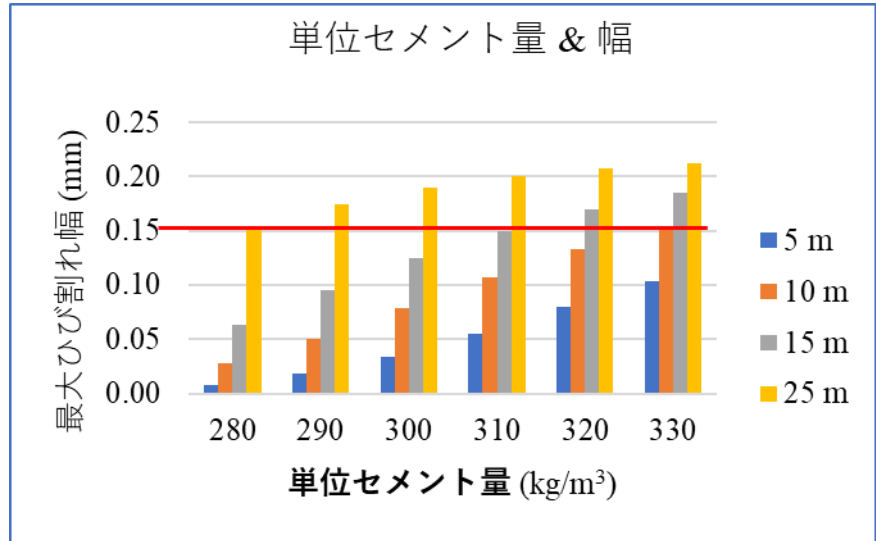
暑い時期におけるたて壁の温度ひび割れの最大幅に 影響する影響因子の調査

暑い季節（打込み温度30℃，外気温30℃）における壁の幅と鉄筋比の影響

Input Parameters	厚さ	幅	リフト高	鉄筋比	単位セメント量	膨張材	28日強度	打継間隔	脱枠日	養生期間
Values	2 m	x	3 m	x	x	0	25 MPa	7 Day	7 Day	7 Day

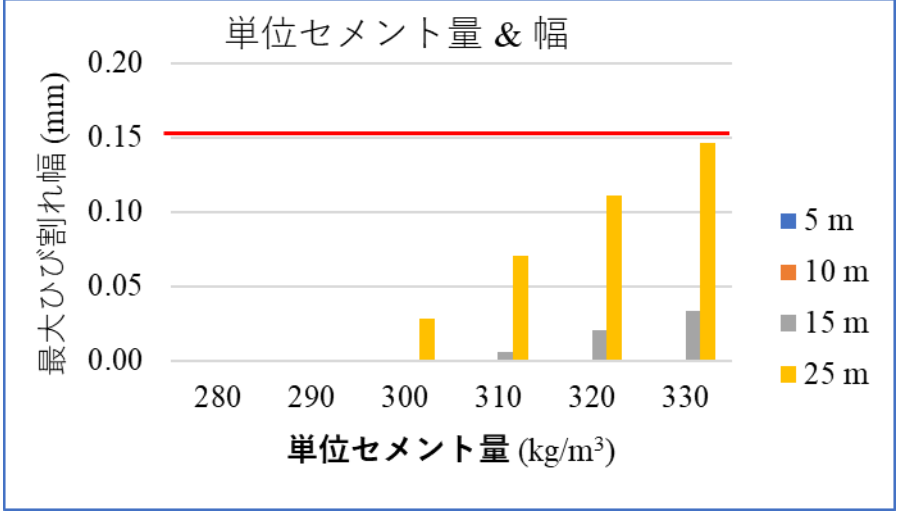
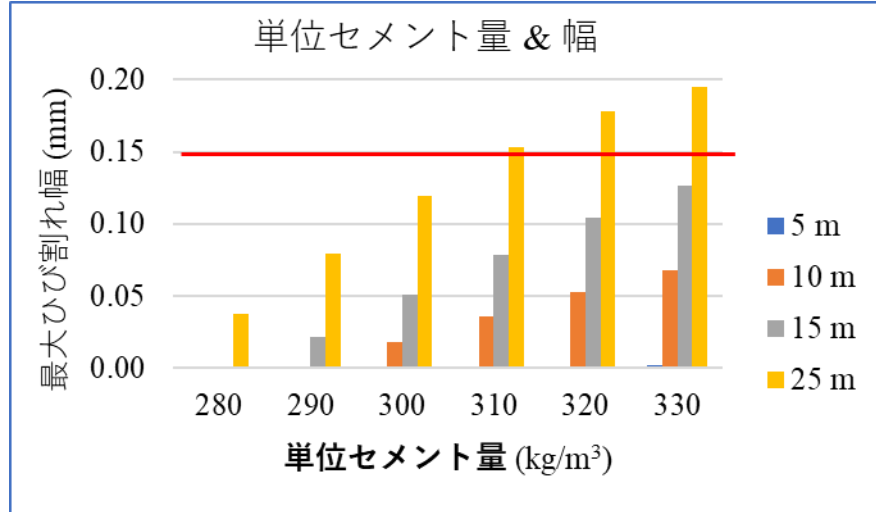
鉄筋比 = 0.05%

鉄筋比 = 0.1%



鉄筋比 = 0.3%

鉄筋比 = 0.5%

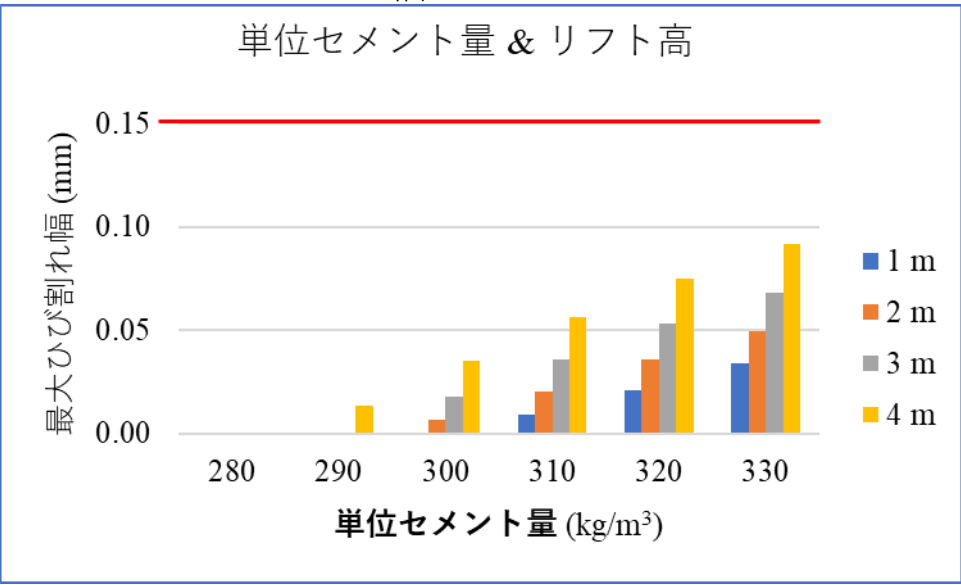


暑い季節（打込み温度30℃，外気温30℃）の壁の幅とリフト高の影響

Input Parameters	厚さ	幅	リフト高	鉄筋比	単位セメント量	膨張材	28日強度	打継間隔	脱枠日	養生期間
Values	2 m	x	x	0.3%	x	0	25 MPa	7 Day	7 Day	7 Day

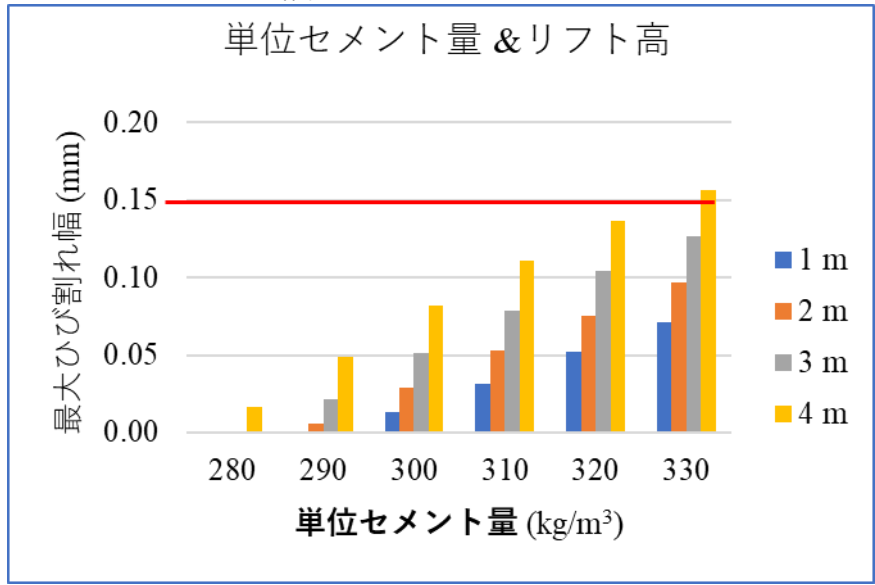
幅 = 10 m

単位セメント量 & リフト高



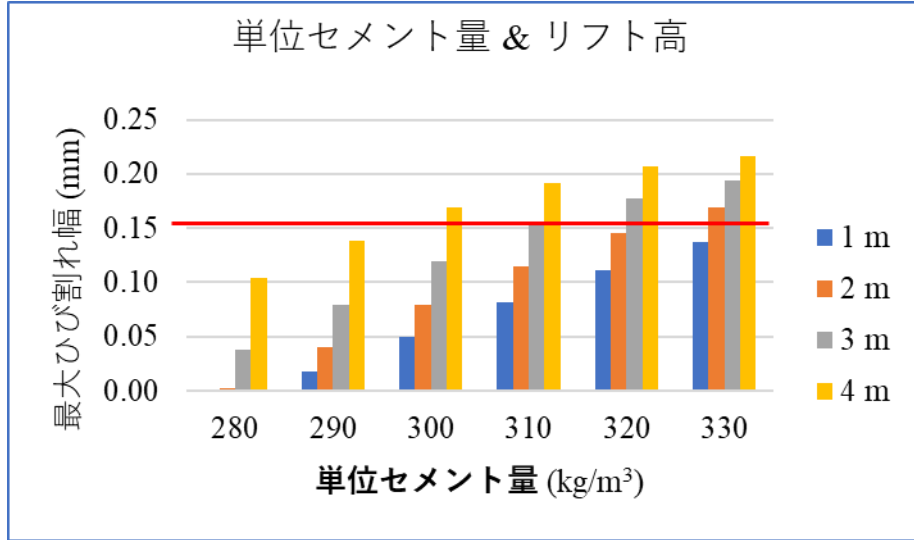
幅 = 15 m

単位セメント量 & リフト高



幅 = 25 m

単位セメント量 & リフト高

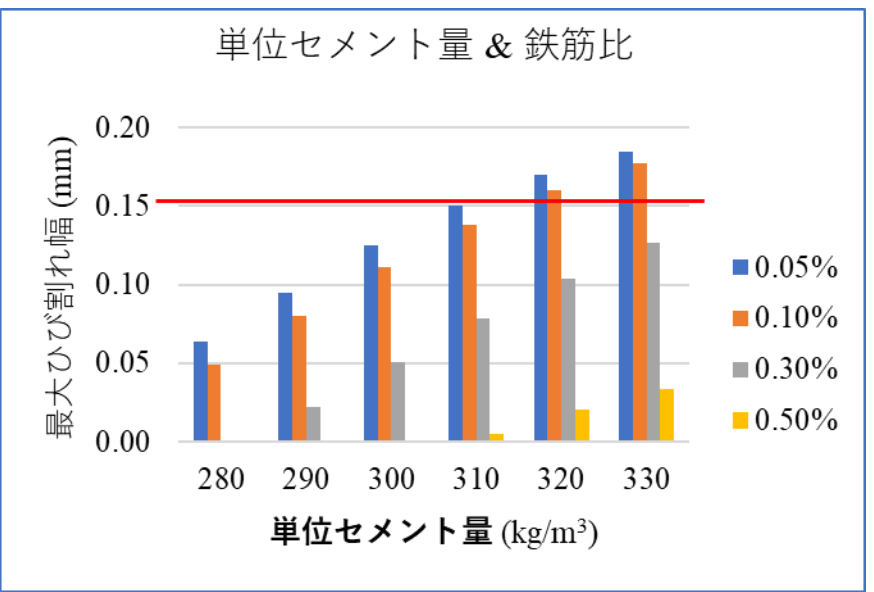
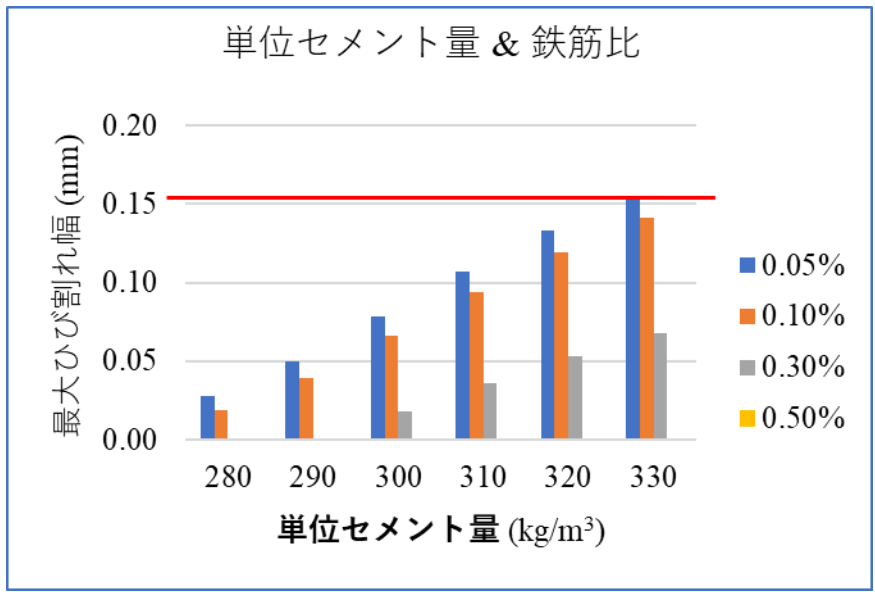


暑い季節（打込み温度30℃，外気温30℃）における壁の幅と鉄筋比の影響

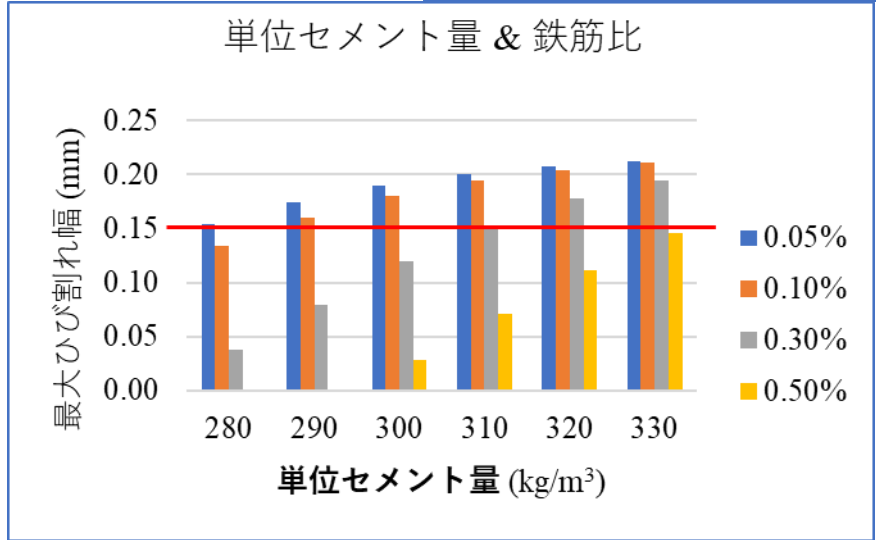
Input Parameters	厚さ	幅	リフト高	鉄筋比	単位セメント量	膨張材	28日強度	打継間隔	脱枠日	養生期間
Values	2 m	x	3 m	x	x	0	25 MPa	7 Day	7 Day	7 Day

幅 = 10 m

幅 = 15 m



幅 = 25 m



考察 1)

私自身は、単位セメント量が最大ひび割れ幅にこれだけ影響することを知って驚きました。単位セメント量の増加が温度上昇量に影響を及ぼすことは教科書にも書いてあるようなことですが、特定の構造物の最大ひび割れ幅に及ぼす影響を定量的に把握できることは、技術者にとっては大きなことであると思っています。

考察 1)

私の解釈では、比較的少ないけれど信頼できるデータを上手に活用して優秀な機械を開発し、その機械が私たちの知らない新しい有用なデータをたくさん生み出してくれる、という利用法かと思っています。一口にAIといっても様々な種類の利用法があり、土木技術者にとってはそれぞれにおいて活躍の仕方は異なると思いますが、単に機械を使うだけ、という将来ではないと想像します。もちろん、優秀な機械を使いこなして困った状況を徹底的に改善する、という使いこなす技術も大事だとは思いますが。

考察 1)

- 今回紹介した研究について言えば、山口データベースにニューラルネットワークを使って最大ひび割れ幅を予測する機械を作る、という目的は比較的簡単に設定できます。しかし、実際にやってみると精度の高い機械を開発することは想像以上に大変な作業でした。Rasul君というパキスタンからの優秀な留学生の博士論文のテーマとして取り組んだから一応できたものの、片手間にすぐできるような代物では全くないことが分かりました。
- まず、データベースのデータのチェックは、専門的な知識がないとできません。データにノイズが混じると、特にデータの数が少ない場合に苦しくなります。
- それから、適切な入力データを揃える必要があります。何でもかんでも入力すればよい、というわけでなく、今回の場合は、必要最低限の項目に絞って、総データ数を増やした方が精度の高い機械につながりました。

考察 1)

入力データの項目には季節の情報は何もありません。入力データにあるのは、打込み開始時の外気温、です。山口県の場合、ほとんどは朝一番に打込みが始まり、橋台たて壁の場合は午後の早々には打込みが終了するスケジュールとなります。したがって、打込み開始時の外気温のデータがあれば、結果的に四季の影響も機械で分析できたのだと思っています。これが、海外のように平気で夜間打設したり、打込み時間が非常に長いようなデータが混じる状況だと、傾向がきれいに出てこなかった可能性もあります。まとめると、ただ機械を作ればよい、というのではなく、入力データを適切に選定することや、入力と出力の関係も説明できる専門家が適切に関与しないと、良い方向には進まないのではないかと感じました。この辺りにも、土木技術者が活躍する領域があるように推察します。

考察 1)

最後に、今回の事例の場合、たて壁や胸壁の最大ひび割れ幅を高い精度で予測できる機械が開発されたとして、その機械を実務で使用することももちろん可能なのですが、システムに関係する技術者の思考停止につながることは容易に想像できます。データの蓄積による機械のさらなる高精度化と、機械が示唆する技術判断に有用な情報をひび割れ抑制設計の実務やひび割れの事後分析等での活用を継続していくことが、山口システムのサステナビリティの観点でも望ましいと考えています。

- 1) 細田 暁：シリーズ「コンクリート構造物の品質確保物語」No.38, 「山口県のコンクリート施工記録をAI（機械学習）で分析した研究」, 道路構造物ジャーナルNET
- 2) 二宮 純：地方自治体が建設するコンクリート構造物の品質確保システムの構築に関する研究, 横浜国立大学博士学位論文, 2016.3
- 3) Rasul M, Hosoda A. Prediction of occurrence of thermal cracking of RC abutments using artificial neural networks.構造工学論文集, 2019;65A:560–8.
- 4) Mehboob RASUL, Akira HOSODA and Koichi MAEKAWA: A study on parameters influencing maximum width of early-age thermal cracks in RC abutments using neural networks, コンクリート工学年次論文集, Vol.42, No.1, pp.1127-1132, 2020
- 5) Mehboob Rasul, Akira Hosoda, Koichi Maekawa: Prediction of maximum thermal crack width of RC abutments utilizing actual construction data and study on influential parameters using neural networks, Construction and Building Materials 260 (2020) 120477