
コンテナダメージチェックシステム 実証試験結果

- ・コンテナターミナルにおいて関係事業者間でのコンテナ引渡しの際にその損傷状況を確認する「ダメージチェック」は、現状、目視により行われておりコンテナ1本ごとに高所作業を含む確認作業が必要であり、生産性の向上や労働環境の改善が課題となっている。
- ・このため、港湾局では、コンテナのダメージチェックを高度化する検討を実施。カメラやセンサーによる遠隔でのコンテナの物理的な状態に関するデータ取得を行うプロトタイプモデルの開発及びコンテナターミナルにおける実証試験、AIの活用等によるダメージ判定、ダメージ情報の電子化・記録等、システム化の実証を行った。

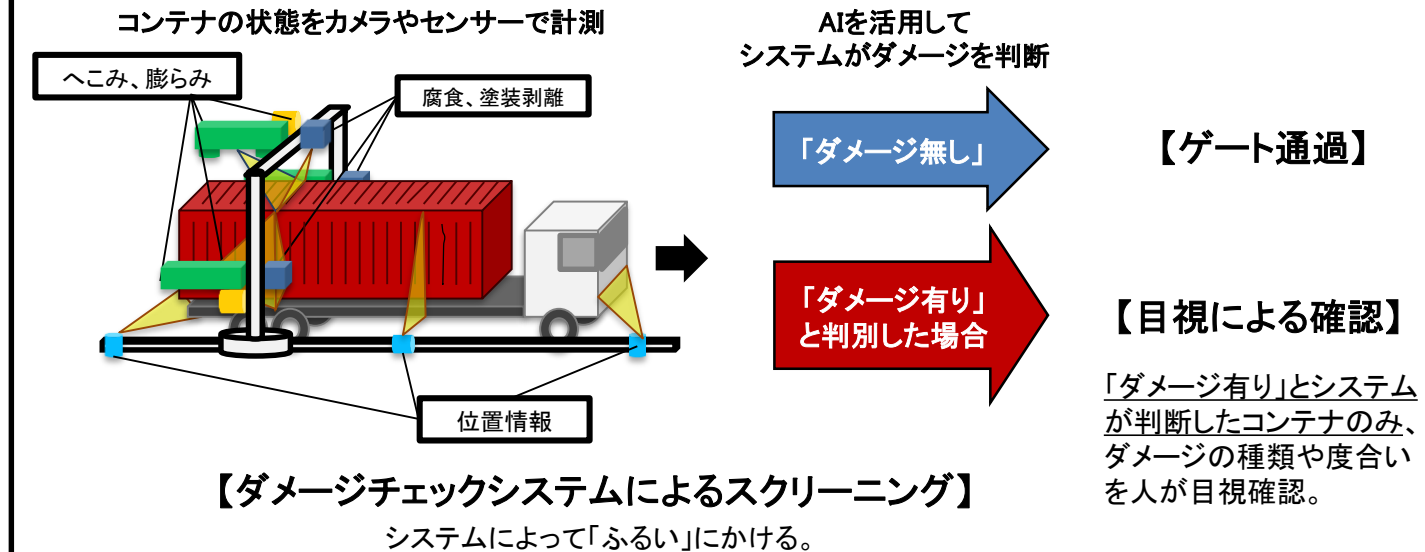
<現状>



【目視による確認】

全てのコンテナに対して、人が目視により確認。確認した内容は紙に記載。

<ダメージチェックシステムの導入イメージ>

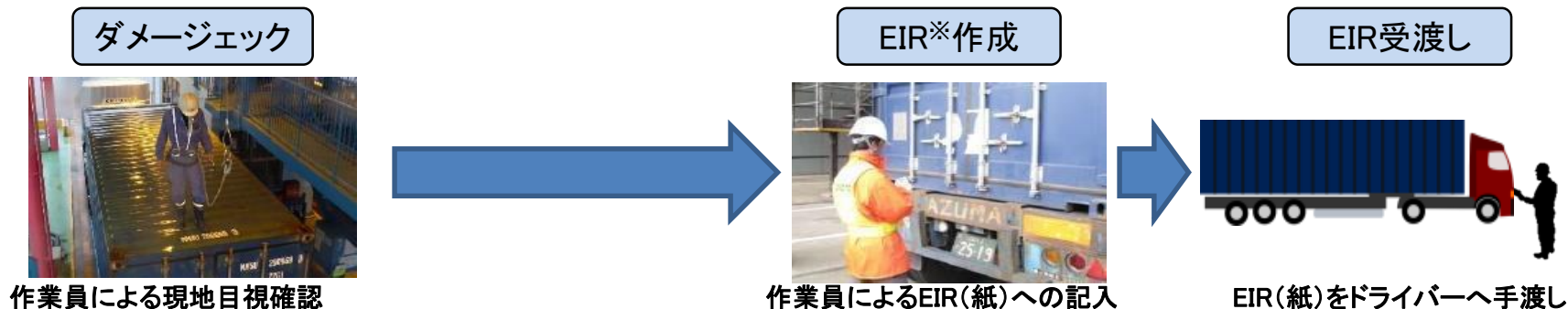


コンテナダメージチェック作業の高度化の検討

・現場での目視で行われている現在のダメージチェック作業の流れから、システム化によって高度化できる作業を検討。

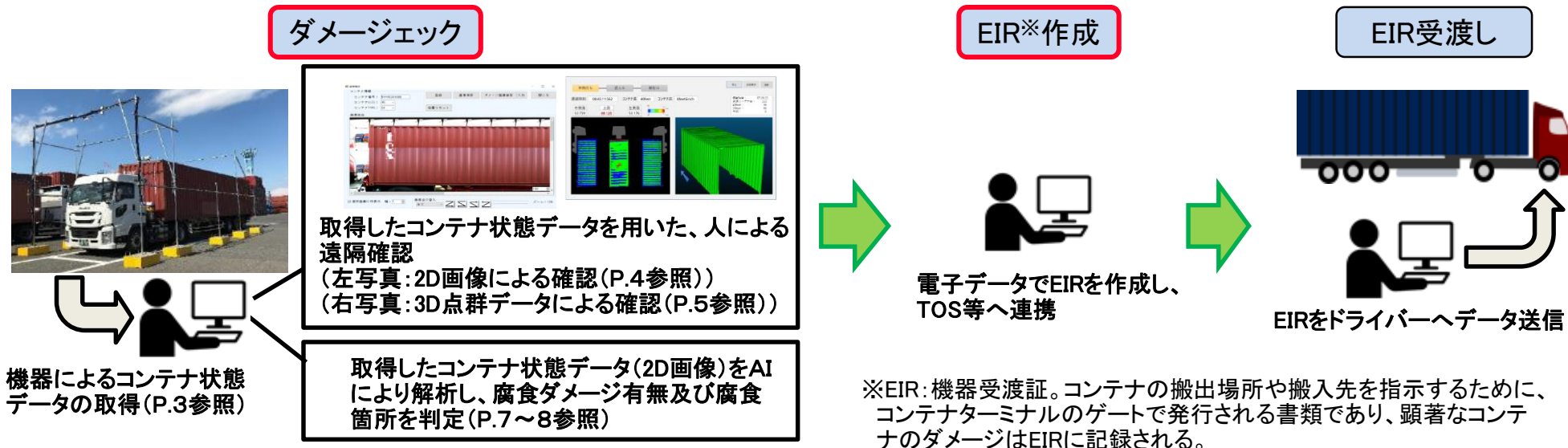
(例:コンテナの状態を目視で確認 ⇒ カメラやセンサーによりコンテナの状態を遠隔で把握)

● 現行のダメージチェック作業



● システム化によるダメージチェック作業

: システム化の検討範囲



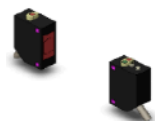
※EIR: 機器受渡証。コンテナの搬出場所や搬入先を指示するために、コンテナターミナルのゲートで発行される書類であり、顕著なコンテナのダメージはEIRに記録される。

- ・コンテナターミナルのゲートにプロトタイプモデルを設置し、コンテナの状態データを取得し、遠隔で確認するためのシステム化の実証試験を実施。
- ・プロトタイプに使用したカメラ、レーザースキャナなどの機器は、入手のしやすさ及びコストの観点から市販品を中心に構成。

2D計測



2Dカラーカメラ、
レンズ、付属品
(市販品)



光電センサー
(市販品)



サーバー
閲覧用PC
(市販品)

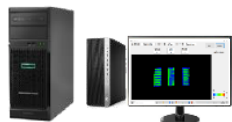


制御装置(特注品)
※光電センサーの信号を受けてカメラのシャッターを切る信号を送る。

3D計測



レーザースキャナ
2D LiDAR(市販品)



サーバー
閲覧用PC
(市販品)



プロトタイプモデルでの実証の様子

- ・基礎工事を必要としないよう、単管パイプで構築したフレームに計測機器を取り付け。

※システム導入を比較的容易に行えるようにするため、一般的に入手可能な市販スペックの計測器を中心とした機器構成で実証を行ったものであり、特定の製品の使用を推奨するものではない。

- ・カメラ撮影によりコンテナの状態(側面、天井面)の画像データを取得。取得した画像を屋内のモニター画面に表示し、作業員がコンテナ状態を遠隔で判別する実証試験を実施。
- ・「ゲートでのチェック結果(目視)」と「遠隔でのチェック結果(画像を目視)」の比較から、ダメージの種類によって判別精度に差があるものの、画像による遠隔でのダメージチェックが可能であることを確認。

【結果概要】

- ・屋内のモニター画面に表示した画像により、コンテナ状態の判別が可能であった。
- ・詳細を確認したい箇所は、画面上で画像を拡大することにより細部まで確認が可能であった。

【課題】

- ・膨らみやへこみは、目視での確認と比較して、ダメージを正しく判別できなかった数(発見数の差)が他の種類のダメージに比べ多かった。ダメージの種類によっては、画像での判別がしづらい。
- ・コンテナの状態データの取得後、合成画像の表示に時間を要する。
(20フィートで40秒程度、40フィートで50秒程度(実測値))
- ・計測場所の自然環境の影響が大きい
(悪天候、日照(逆光)等による撮影画像の品質のばらつき)



画像データの表示例
(赤枠:腐食ダメージ部)

ゲートでの判別結果(目視)と遠隔での判別結果(画像を目視)の比較

(単位:箇所)

	破損	曲がり	膨らみ	亀裂	腐食	傷	へこみ	修理不十分	ラベル	テープ補修	ひっかき傷	計
ゲートでの判別結果	10	8	48	1	13	5	124	9	29	1	17	265
遠隔での判別結果	5	7	32	1	12	1	87	7	29	1	14	196
画像判別では正しく判別できなかった箇所数	5	1	16	0	1	4	37	2	0	0	3	69

- ・カメラ撮影による2D画像では判別しづらい、へこみ、膨らみなど奥行き方向のダメージの可視化を目的として、レーザースキャナ(2D LiDAR)による3D点群データを取得。
- ・取得した3D点群データをコンター図(等値線図)で表示することにより、コンテナのへこみや膨らみの判別が可能であることを確認。

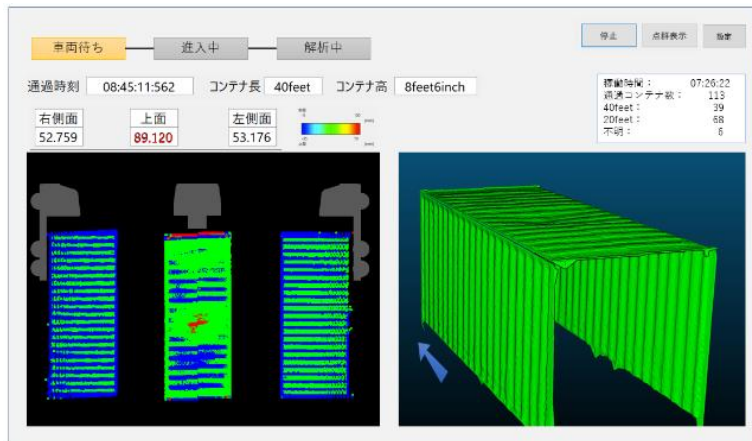
【結果概要】

- ・レーザースキャナ(2D LiDAR)で計測したデータから3D点群データを取得し、コンター図(等値線図)で視覚化することで、2D画像ではわかりにくい奥行き方向の凸凹のダメージの判別が容易となった。
- ・3D点群データを取得しコンター表示するまでの所要時間は、コンテナ通過後1~2秒であり、ほぼリアルタイム表示が可能。

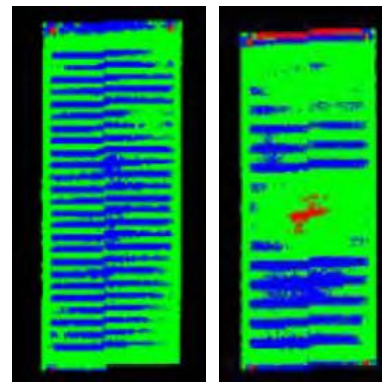
【課題】

- ・凹凸以外のダメージ(腐食や傷など)については、2D画像に比べ判別が困難。
 ⇒判別するダメージ別に2D画像と3Dデータの併用が理想的と考えられる。

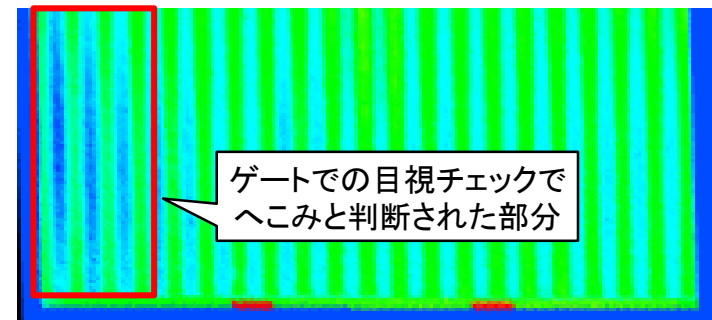
2D LiDARで取得したコンテナの点群データをコンター表示で可視化



メッシュ補間したモデルの表示イメージ



コンテナ天井面の色分けコンター表示例
 左: 正常なコンテナ
 右: 上面にへこみのあるコンテナ



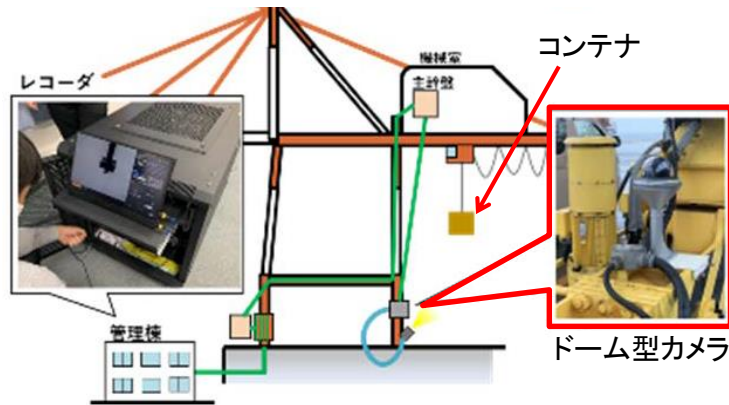
コンテナ側面の色分けコンター表示例

- ・ゲート側における実証試験で対象とした、コンテナの側面及び天井面以外の部位のデータ取得の実証のため、ガントリークレーン等に設置したカメラによりコンテナ底面等の状態データを岸壁側で取得する実証試験を実施。

【結果概要】

- ・ガントリークレーン等に設置したカメラにより、本船荷役中のコンテナの底面や前後面を撮影し、遠隔でコンテナの状態データを取得することが可能であった。

※岸壁側において取得したコンテナの状態データについては、目視によるダメージのチェック結果とモニター画面に表示した画像による遠隔でのチェック結果の比較は行っていない。



コンテナ底面を撮影するカメラのガントリークレーンへの設置イメージ図

※本実証試験では、ガントリークレーンへカメラを設置する場合のカメラとコンテナとの位置関係を模擬し、地上の台に設置したカメラによってコンテナ底面の撮影を行った。



撮影したコンテナ底面の画像の例
上：元の画像
下：合成・明るさ補正後の画像

実証結果 (AIによるコンテナのダメージ判定①)

- ・コンテナのダメージの中でも比較的多い「腐食」によるダメージは、コンテナの中の貨物が損傷する穴あきダメージに繋がる可能性がある。
- ・このため本実証試験では、「腐食」ダメージに着目し、コンテナの状態の画像データから、腐食ダメージの検出及び腐食箇所を判定を行うAIモデルを構築した。

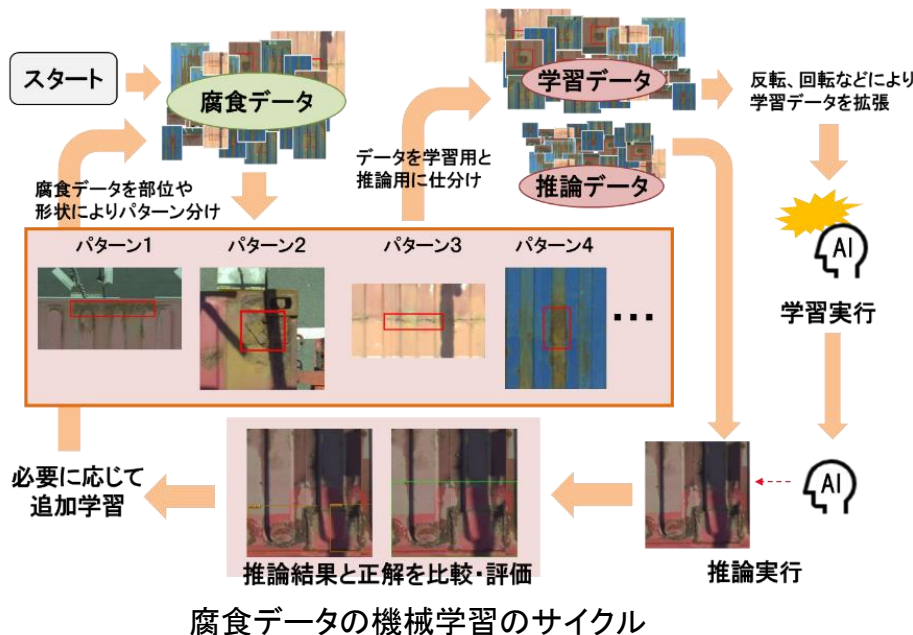
※AIによるダメージ判定は、コンテナターミナルに設置したプロトタイプモデルの構成には含まず、個別環境上で実施。

腐食ダメージを判定するAIモデルの構築

- ・AIモデルの性能を「再現率(ダメージ有りを見逃さない割合)」「適合率(ダメージ有りと判定した箇所の正解率)」で定義。
- ・「腐食」ダメージがアノテーション※された2D画像データを使用してAIモデルの機械学習を実施。

※本実証試験においては、コンテナの画像データに対してダメージ情報を付加すること

- ・例えば、自動化されたシステムによりダメージ無しコンテナのスクリーニングを行い、ダメージ有りとされたコンテナのみ、作業員によるチェックを行うなど効率化が可能となる。スクリーニングの際にはダメージの見逃しを極力少なくする必要があり、本実証のAIモデルでは、再現率が最も高い(=ダメージ有リコンテナの見逃しが最も少ない)条件での適合率の向上を図った。



		推論結果	
		陽性 ダメージ有	陰性 ダメージ無
実際	ダメージ有 (陽性)	真陽性 (TP)	偽陰性 (FN)
	ダメージ無 (陰性)	偽陽性 (FP)	真陰性 (TN)

再現率

$$\text{再現率} = TP / (TP + FN)$$

$$\text{適合率} = TP / (TP + FP)$$

適合率

- ・再現率: AIモデルがダメージ有りを見逃さない割合
 - ・適合率: AIモデルがダメージ有りと判定した箇所に実際にダメージがあった割合
- ⇒いずれも0~1の範囲の値を取り、1に近づくほど性能が良いと言えるが、この2つの数値はトレードオフの関係にある。

検出漏れを防ぐため検出の閾値を下げると、腐食ダメージを見逃しにくくなり再現率は高くなるが、腐食ダメージ有りと判定されるものの実際には腐食ダメージの無い偽陽性も多くなるため、適合率が低くなる。
 反対に、検出の閾値を上げると、腐食ダメージ有りと判定された場合に実際にダメージがある適合率は高くなるが、実際には腐食ダメージがあるものの検出できず見逃してしまう偽陰性が多くなり再現率が低下する。

AIモデルの性能の評価指標

実証結果 (AIによるコンテナのダメージ判定②)

- ・構築したAIモデルの学習データ数を増やすことで腐食ダメージの検出精度を向上させた。
- ・この結果、腐食ダメージ有りコンテナの検出率100%のときの腐食ダメージ箇所の判定の正解率は約80%となった。

【結果概要】

- ・最終版のAIモデルでは、再現率100% (ダメージ有りコンテナの見逃し無し) における適合率 (ダメージ有りの正解率) が約80%。
⇒スクリーニングを目的としてシステムを活用する場合を想定し、ダメージ有りコンテナを見逃さないことを重視。
AIモデルがダメージ有りと判定したものの、作業員の確認の結果ダメージ無しと判断されるコンテナは発生するが、AIモデルがダメージ無しと判定したコンテナは作業員の確認が不要。(作業員が確認するコンテナの数を削減できる。)
- ※本実証試験では腐食を検出するAIモデルを構築し実証を行ったものであり、腐食以外のダメージ判定には対応していない点、また、ダメージ判定対象としたのはコンテナ外側 (両側面及び天井面) のみである点に留意が必要。

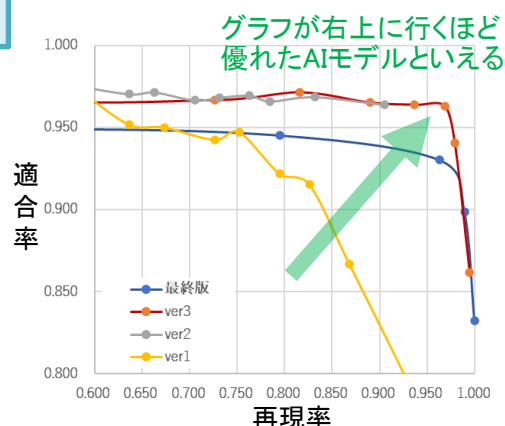
【課題】

- ・AIによる判定精度は完全ではないため、AI+作業員によるチェックが必要。
- ・判定精度をさらに高めるためには、腐食ダメージのデータを大量に収集し、AIに学習させる必要がある。
- ・現状のAIモデルによるダメージ判定には処理時間を要するため、推論プロセスの最適化等による処理時間短縮や、処理時間が支障とならないようなダメージチェック作業のフローとするといった対応の検討が必要となる。

AIモデル実証結果 (再現率最大時の適合率)

人がアノテーションした学習データ数を徐々に増やし、再現率が最も高いときの適合率の向上を図った。
最終版のAIモデルでは、再現率100%のときの適合率は83.2%となった。

AIモデルのバージョン	学習データ数	再現率Max時の適合率
Ver.1	146	79.3% (再現率: 93.2%)
Ver.2	346	96.4% (再現率: 90.5%)
Ver.3	433	86.2% (再現率: 99.5%)
最終版	512	83.2% (再現率: 100%)



AIモデルの処理時間

1コンテナ (40ftコンテナ両側面・天井面) あたり、データの推論処理にかかった時間は以下の通り。

処理	処理時間*
1. 分割	1.63秒
2. 推論	17.12秒
3. 結合	4.87秒
合計	23.62秒

※市販の最上位クラスのGPUを実装した実験用PC上で10回実施した平均時間。

【期待される効果】

- ・2D画像と3D点群データを組み合わせることにより、人による遠隔でのコンテナダメージチェックが可能となり、現場作業の効率化や危険作業の軽減。
- ・AIによるダメージ判定により、ダメージの無いコンテナをゲートの前でスクリーニングすることで、ゲートにおける確認作業の効率化。
- ・従来の紙による管理から、デジタル化されたダメージ情報の管理。

【課題】

- ・画像データは撮影時の天候や日照など自然条件に大きな影響を受けるため、システムを導入する場所の選定に考慮を要する。
- ・画像解析にかかる時間は設置機器の性能に左右されるため、機器の選定に考慮を要する。
- ・AIによるダメージ判定の精度を向上させるためには、ダメージの種類ごとに大量のデータ学習が必要である。実証時点ではAIのみですべての種類 of ダメージの自動判別が可能なレベルまでは到達していない。AIによる判定の対象外のダメージや、何らかの異常(がある可能性)が確認されたコンテナは人の目により確認する必要がある。

【留意点】

- ・本実証試験はコンテナの外側のダメージチェックを対象として実施しており、コンテナ内部のダメージチェックについては検討の対象外。