

NEDO再生可能エネルギー分野成果報告会2025 プログラムNo.2-6

地熱発電導入拡大研究開発／地熱発電高度利用化技術開発／

坑内異常自動検出AI方式、 耐熱坑内可視カメラ(BHS)開発

発表：2025年7月17日

国立研究開発法人 新エネルギー・産業技術総合開発機構

発表者名 地熱エンジニアリング(株) 梶原 竜哉

団体名 地熱エンジニアリング(株),三井金属資源開発(株),(国研)産業技術総合研究所

問い合わせ先 地熱エンジニアリング株式会社, <http://www.geothermal.co.jp/> TEL:019-691-9300

1. 背景・目的

地熱井の長寿命化・安定運用のためには、**坑内のスケール付着やケーシング破損（圧潰・腐食等）の対策**が重要であり、その検討において、**坑内状況の適切な把握**を行なう必要がある。

本事業の成果により、地熱井の坑内で生じている異常箇所を効率的・視覚的に把握して、トラブル要因の一つであるスケール試料を採取し、**最適な対策修繕計画の立案に資する情報提供を行えるようにすることで、地熱井の長寿命化・安定運用に寄与**することを目的とする。

2. 実施期間 開始：2021年6月,終了：2026年3月

3. 実施内容・目標（最終）

1) **200℃耐熱の坑内可視カメラ**（以下、BHSと略記する）とスケール採取装置の開発

200℃、2,000m程度の環境下で4時間以上作業ができること。魚眼レンズを用いた全方位視認タイプ及びミラーを用いた側方視タイプのBHSが開発されていること。BHSで確認したスケールを採取する装置が開発されていること。

2) **画像鮮明化機能**開発

画像鮮明化処理システムのソフトウェアが完成するとともに、ハードウェアへの組み込みが完了し、現場において、**鮮明化した画像を視認できる状況**になっていること。超解像によるシステムを用いることで、特定の区間の坑内画像をさらに鮮明化するシステムが完成していること。

3) 画像から**坑内異常を自動検出するAI機能**開発

生画像および鮮明化処理後の画像からスケール付着・ケーシング損傷部を自動検出できるシステムが完成し、**現地で画像鮮明化処理結果及びAIによる異常検出結果が確認できるシステム**となっていること。**解析時のデータ処理時間が従前の1/3程度**となること。全方位視認タイプ・ミラータイプの画像に対する画像についてAI学習(再学習含む)機能を用いて異常検出できるシステムが構築されていること。浮遊物検出システムにより、坑内浮遊物を自動検出・追跡することで坑内外間の流体の流入出を検出し、画像で認識できない微細な損傷検知ができるシステムが構築されていること。

研究開発概要

地熱発電所の課題

事業者ニーズ

課題



地熱井(生産井・還元井)の
長寿命化と安定運用

地熱井のトラブル

ケーシング破損(腐食・圧潰)
スケール付着による坑内閉塞
による**生産還元流量の減衰**

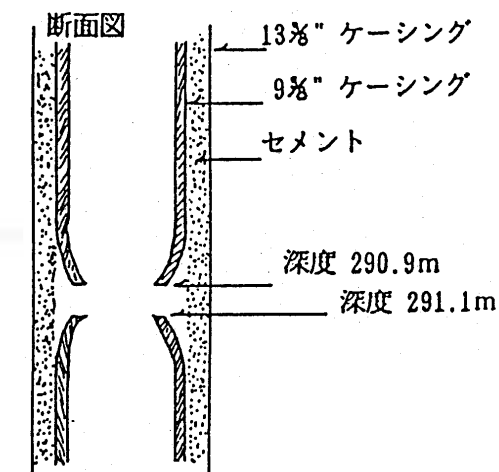
トラブル原因
の究明

坑内を直接視
覚的に確認し
たい

原因物質を特
定したい

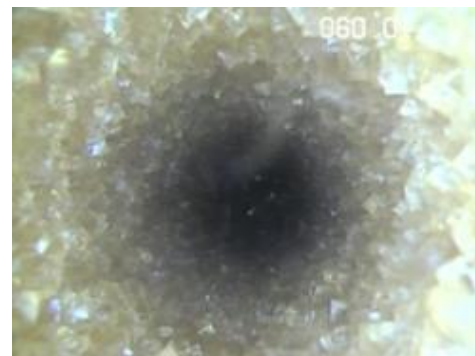
カラー画像の耐熱高い坑内カメラ
測定器がない(**現状100℃**)
200℃耐熱はモノクロ・コマ送り

耐熱以下とするために注水すると、
**スケール剥離による詰まりやケー
シング損傷を助長するリスク**あり

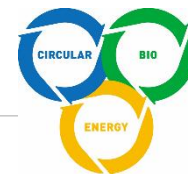


ケーシング損傷

低温熱水の流入
による生産流量の
低下につながる



スケールによ
る坑内閉塞
⇒生産・還元
流量の減衰



研究開発概要



事業課題

測定器関係

できる限り注水させない
手法・測定器の開発
(測定機器の耐熱向上)

画像関係

スケール等の浮遊
物による視認性障
害の除去

データ処理関係

作業員による損傷等の目視確認
⇒
異常の見逃し・長時間にわたる
作業時間

事業内容

- 1) 200℃程度の耐熱性能を持つボアホール光学カメラ検層器 (BHS) の開発
- 2) 画像鮮明化機能の開発
- 3) 画像から坑内異常を自動検出するAI機能からなるシステムの開発

事業の効果

クリアな画像による坑内トラブル
の視覚的な把握の迅速化・作業効
率化



最適な改修
工法検討・
対策実施



地熱井(生産井・
還元井)の長寿命
化・安定運用



研究開発概要

耐熱坑内可視カメラ (BHS)
課題および取組・成果品イメージ



坑内可視カメラ(BHS)

画像鮮明化処理

坑内異常検出

現状

耐熱200℃,
作業可能時間2時間

3次元ノイズフィルタ
による限定的処理

作業員の目視
による抽出

解決
課題

作業可能時間の延長

視認性阻害要素(浮遊
物・混濁等)の除去

AI機能による
坑内異常検出

研究
開発

耐熱坑内可視カメラ
(BHS) の開発

画像鮮明化処理技術
の開発

AI学習を用いた坑内異常の
自動検出システムの開発

アプ
ローチ

耐熱性能向上
(作業時間4時間以上)
前方視用測定器開発
側方視用測定器開発
(ミラータイプ/魚
眼タイプ)

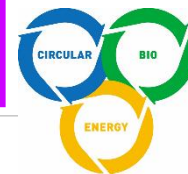
鮮明化処理技術開発
かすみ除去・2次元・3次元ノ
イズフィルタ・ガンマ補正
(ソフトウェアと
ハードウェア)
超解像処理(ソフトウェア)

健全・スケール付着・
ケーシング損傷映像の
学習(ディープラーニン
グ)による異常検出機能
開発
浮遊物追跡による異常検
出機能開発

現地実証試験
システム統合

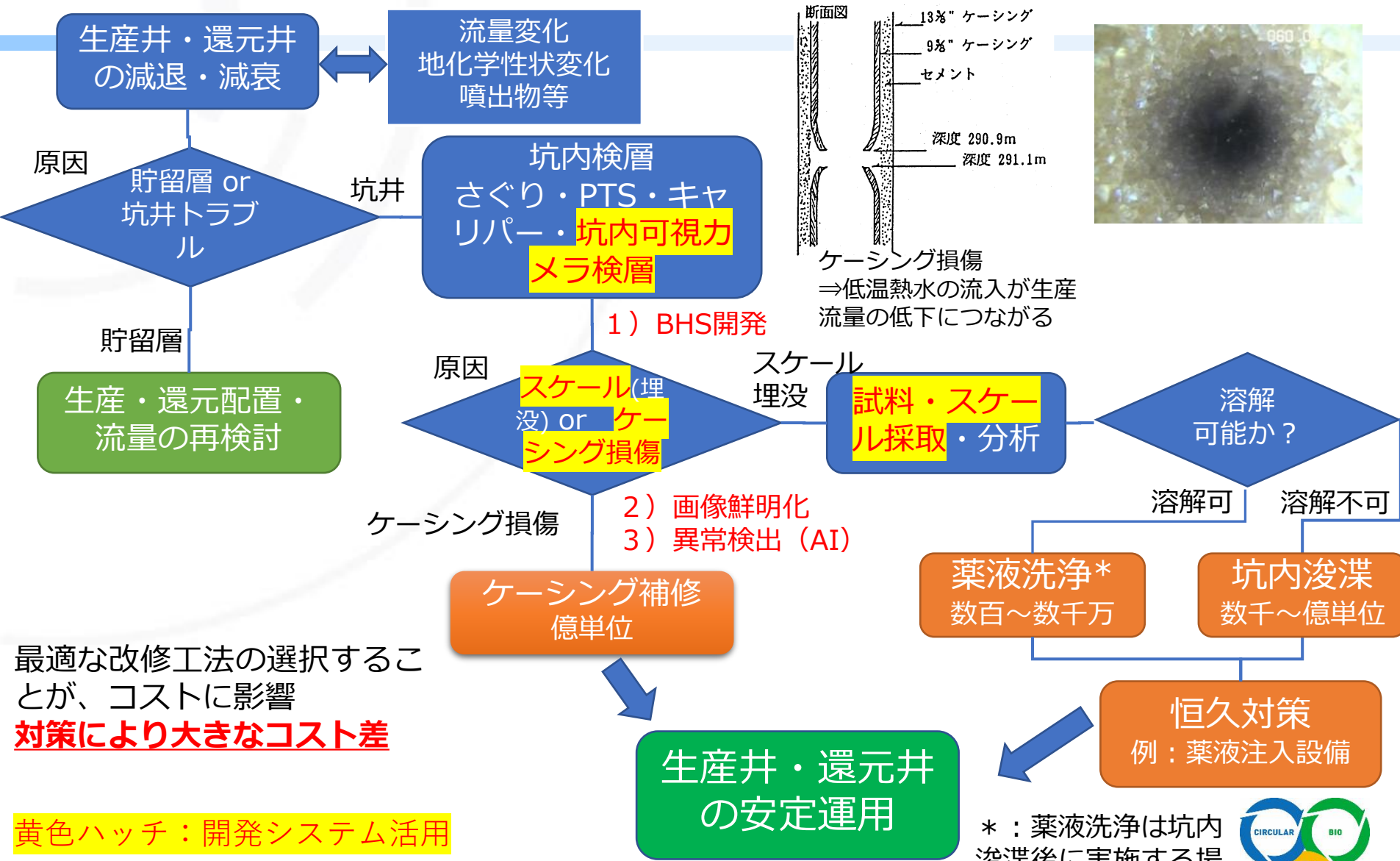
成果品

坑内異常自動検出AI方式, 耐熱坑内可視カメラ (BHS)



研究開発概要

開発システムの活用方法・
安定運用/コスト削減への貢献

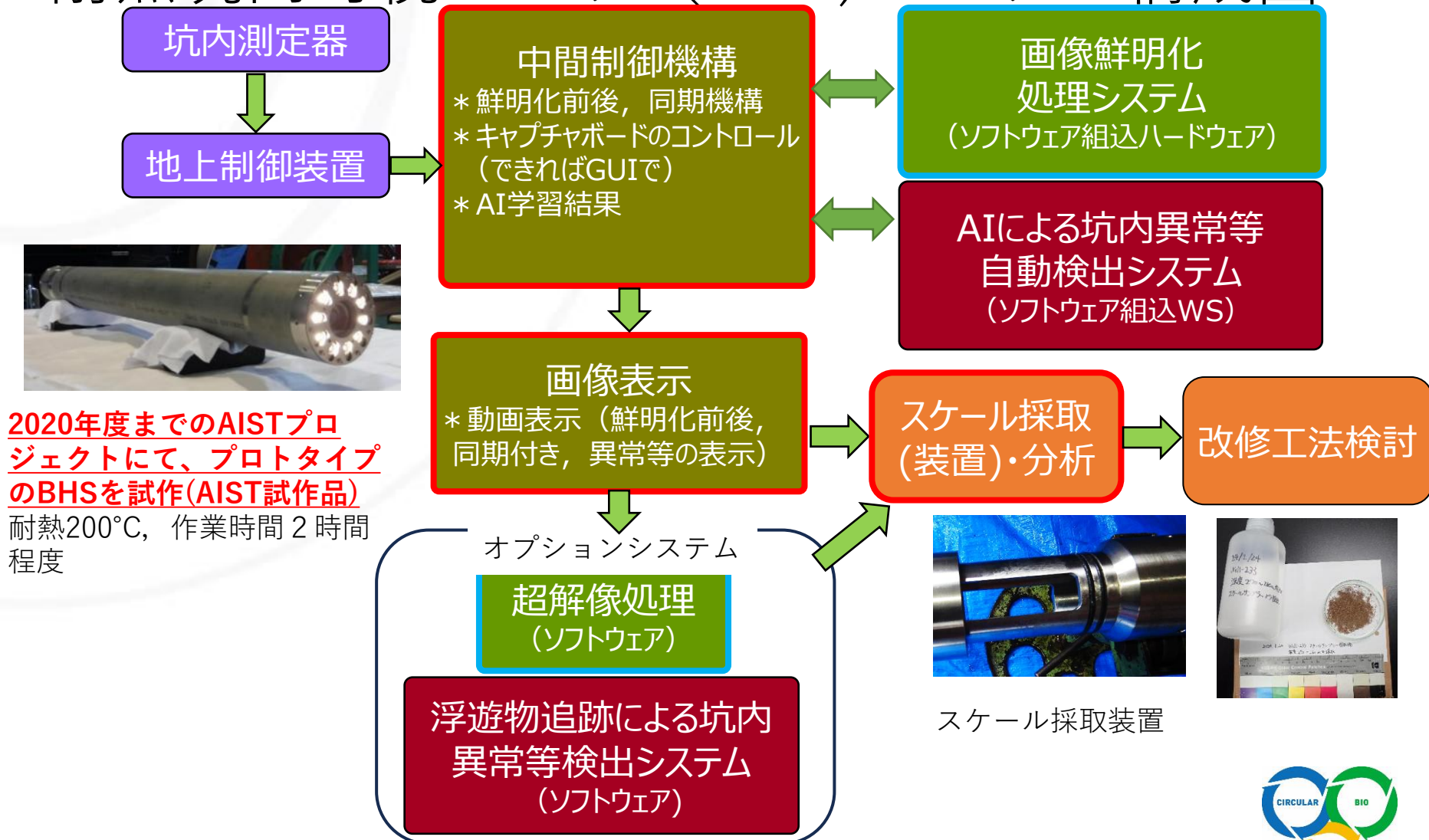


*：薬液洗浄は坑内
浚渫後に実施する場
合もあり



研究開発概要

耐熱坑内可視カメラ (BHS) システム構成図



2020年度までのAISTプロジェクトにて、プロトタイプ
のBHSを試作(AIST試作品)
耐熱200℃, 作業時間 2 時間
程度

研究開発概要



技術開発スケジュール

研究開発項目	担当	2021 年度	2022 年度	2023 年度	2024 年度	2025 年度
①高耐熱ボアホール スキャナの開発	○Geo-E, MINDECO, AIST		高耐熱ボアホールスキャナの開発(前方視)	スケール採取 装置開発	側方視・全方位	
②画像鮮明化処理 技術の開発	Geo-E, ○MINDECO, AIST		画像鮮明化処理技術の開発	画像鮮明化処理ソフトウェアの開発	超解像処理システムの開発	
				ハードウェアの開発		
③AI学習を用いた 坑内異常の自動検 出システムの開発	Geo-E, MINDECO, ○AIST		AI学習を用いた坑内異常の自動検出システムの開発	坑内画像データの学習	全方位データ機能付加・人工データによる学習	AI機能開発・想定データによる検証
			坑内異常検出システムの開発		浮遊物の検出・追跡による坑内異 常箇所の抽出	
					浮遊物の検知・追跡	流動データの処理、異 常検知
④現地実証試験	○Geo-E, MINDECO AIST		現地実証試験			
⑤システム統合	○Geo-E, MINDECO, AIST			システム統合		

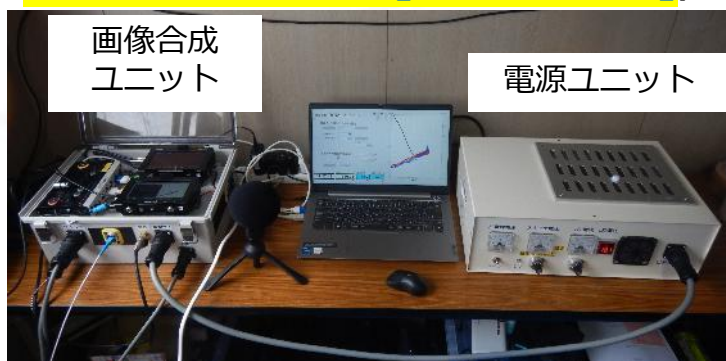


研究成果



BHS測定器

(耐熱200℃, 耐圧20MPa,
動作時間4時間以上[4.5時間程度])



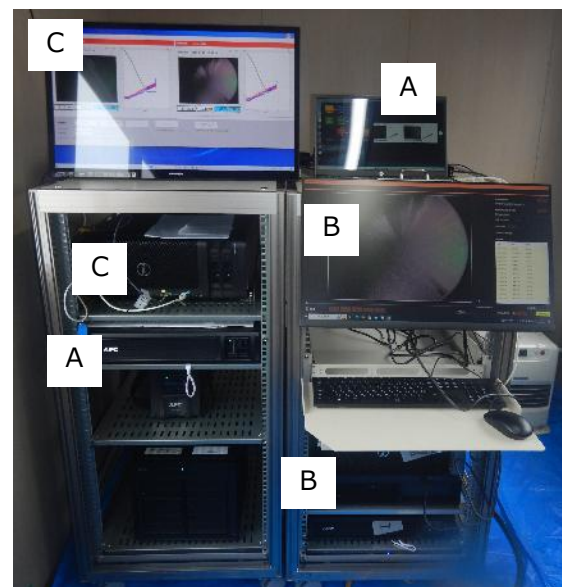
画像合成
ユニット

電源ユニット

BHS地上ユニット



ウィンチ
光ファイバー複
合ケーブル



A:画像鮮明化処理シス
テム
B:AI学習による坑内異
常自動検出システム
C:中間制御システム

統合ユニット
画像鮮明化処理
AI学習処理

耐熱BHSシステム全体

ボアホールスキャナー 試作品一覧



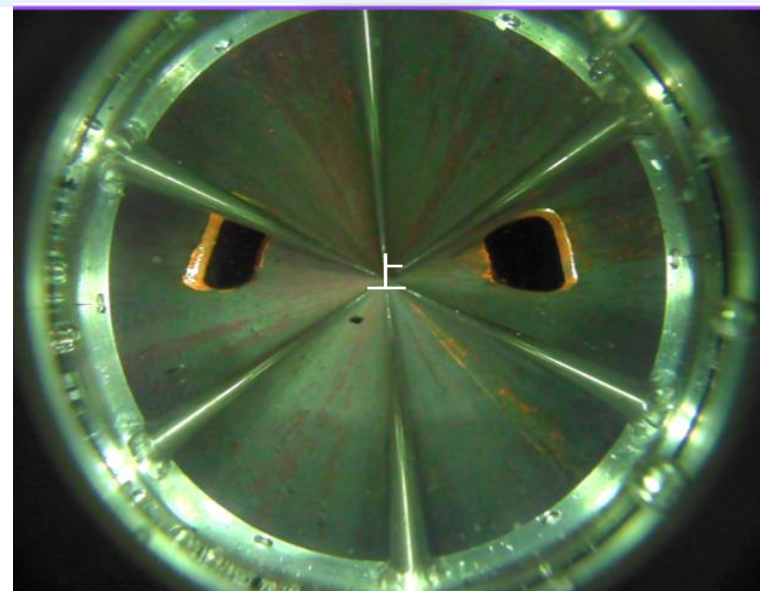
外径：101.2mm

	全長 (mm)	実証試験 [動作時間]	重量 (kg)
1号機	1,320	2.5時間程度(推定)	約42
2号機	2,805	3.5時間程度	約60
3号機	3,880	4.0時間以上 [4.5時間程度]	約95

研究成果



側方視タイプのカメラセンサー部
試作2号機ないし3号機の先端部に装着可能



下
取得映像

上
展開図化
映像
下

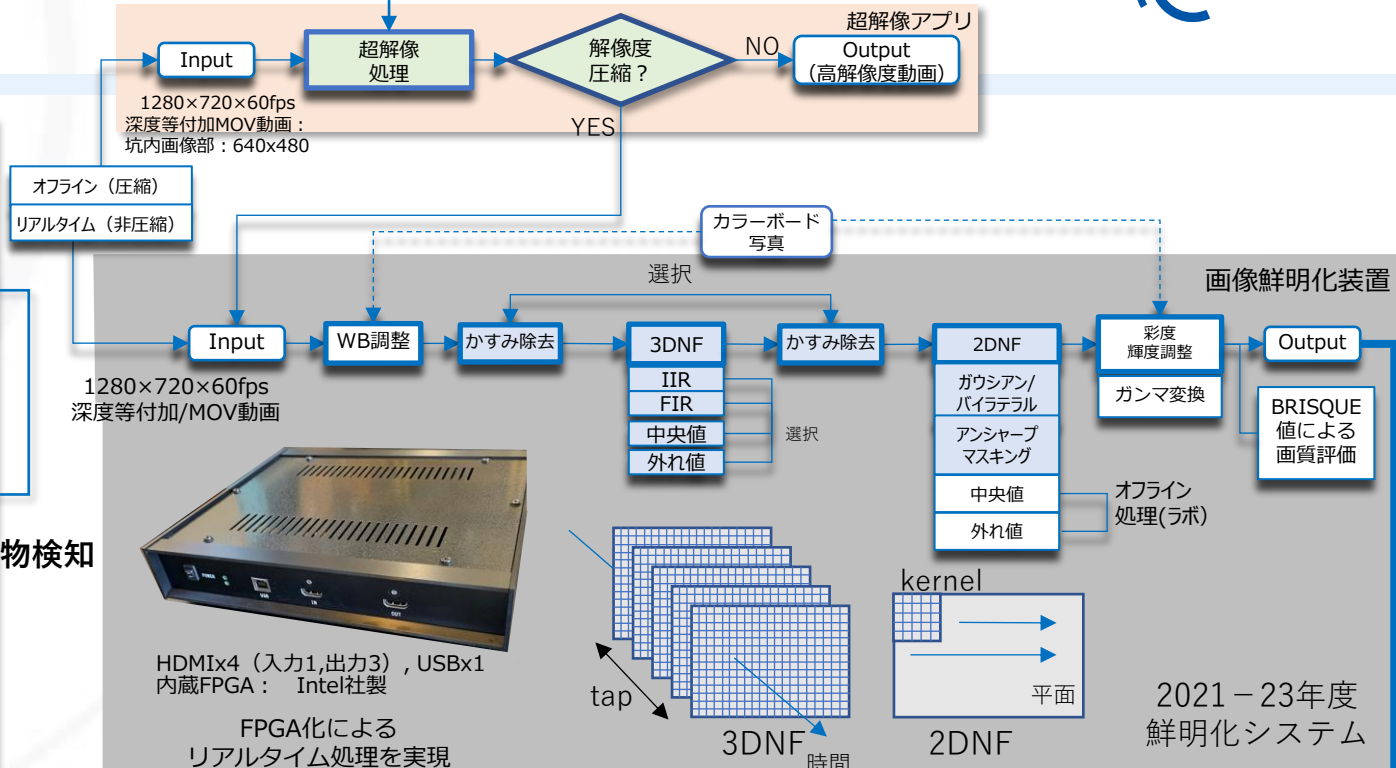
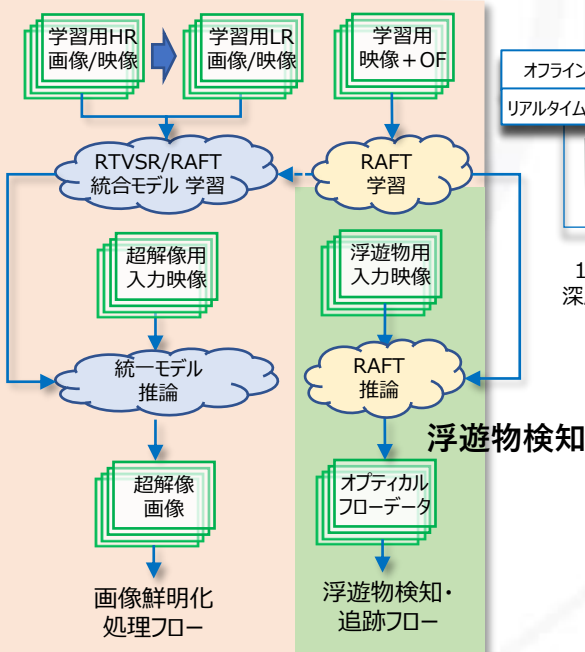


側方視タイプの測定器の試作

研究成果



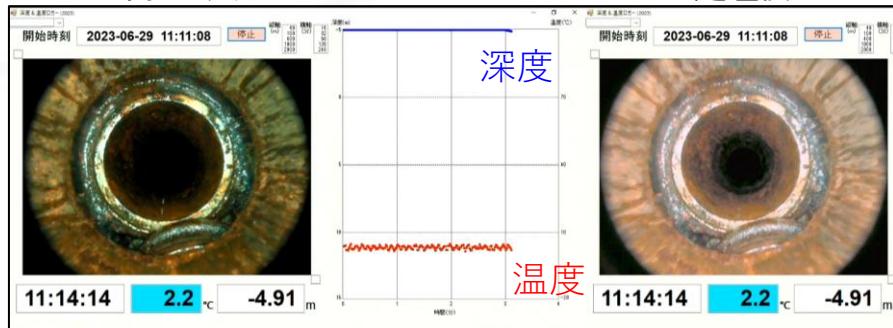
24,25年度
超解像



2021-23年度
鮮明化システム

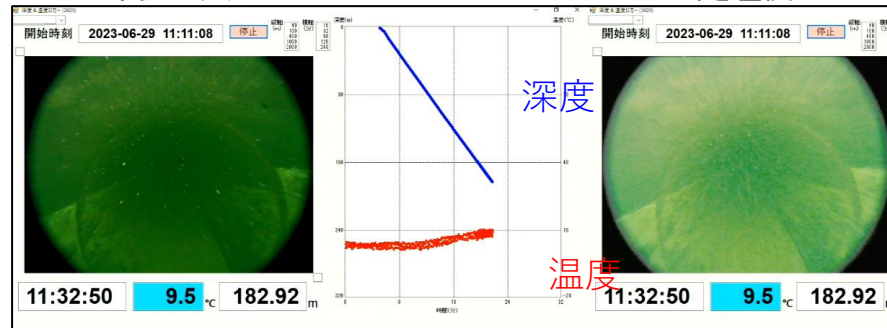
オリジナル

処理後



オリジナル

処理後



画像鮮明化処理システムと超解像・浮遊物追跡システム開発の流れ

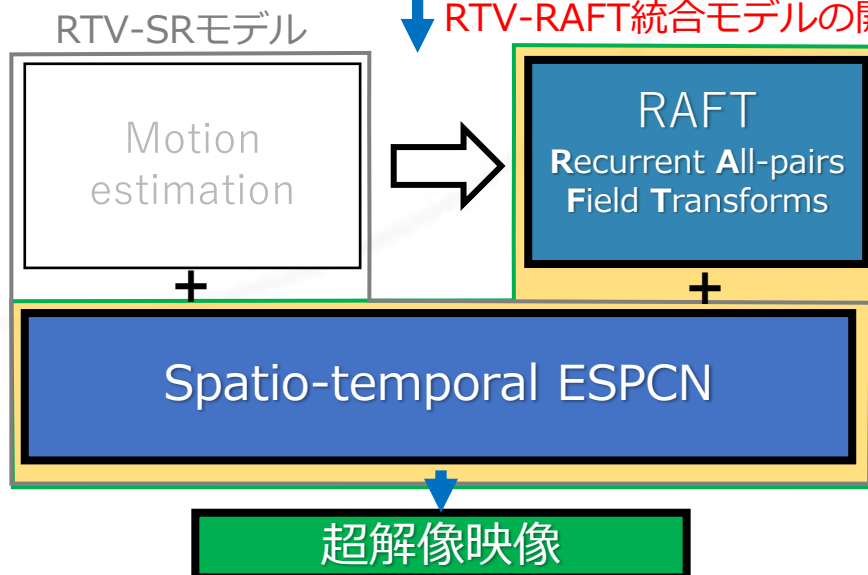


超解像処理の流れ

近接する類似映像を用い、映像をさらにクリアにする。動き補償部にRAFTを適用し、より小さく素早く動くオブジェクトを捉え精度を向上。

映像の特徴：
類似した画角＋浮遊物・坑壁

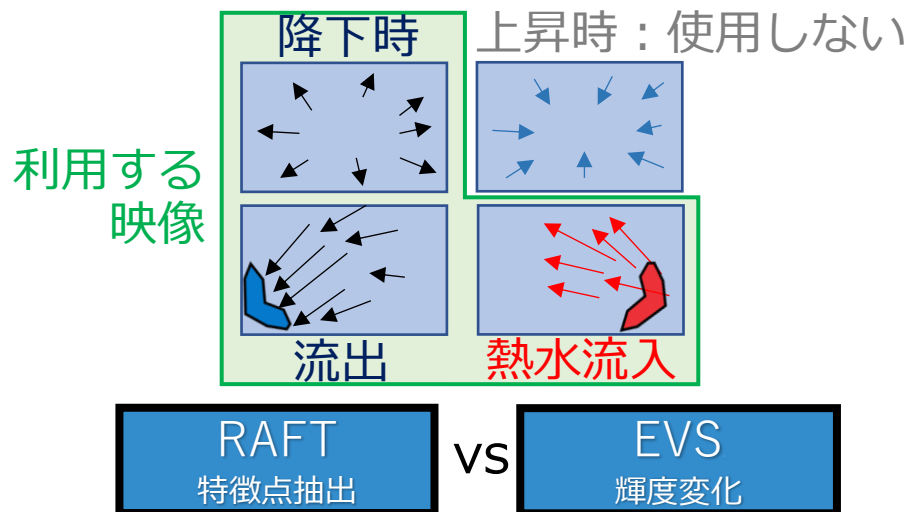
RTV-SRモデル → RTV-RAFT統合モデルの開発



浮遊物追跡システム

坑内に浮遊しているスケール片に着目し、その動きを検出して(オプティカルフロー)、ケーシング損傷の有無などを検出するシステム開発を目指す。

予想される運動ベクトル挙動例



超解像及び浮遊物追跡システムについて

ResNet

層数： ResNet34
損失関数： CrossEntropyLoss
Optimizer： Adam
学習率： $1e-4$
Augmentation： 学習画像の上下反転／左右反転／拡大・縮小／
明度変更／彩度変更
PretrainedModel： デフォルト
入力サイズ： 縦182×横1696（展開）／縦224×横224（生）

VisionTransformer

層数： ViT-L/16
Augmentation： 学習画像の上下反転／左右反転／拡大・縮小
／明度変更／彩度変更
損失関数： CrossEntropyLoss
Optimizer： Adam
学習率： $1e-4$
入力サイズ： 縦224×横224（展開&分割）
パッチサイズ： 32
エポック数： 15エポック学習した中でval_lossの最も小さく
なった際の5エポック目のモデルを使用

側方視用AIの開発のために、使用したAI

展開処理画像：画像を分割してクラス分類（ResNet）

枚数（枚）		判定したクラス				正解クラスの 合計
		正常	スケール付着	ケーシング損傷	視界不良	
正解	正常	113	0	1	15	129
	スケール付着	0	110	2	0	112
	ケーシング損傷	0	0	114	25	139
	視界不良	6	0	0	148	154
判定したクラスの合計		119	110	117	188	534

正解率
90.8%

展開処理画像：画像を分割してクラス分類（VisionTransformer）

枚数（枚）		判定したクラス				正解クラスの 合計
		正常	スケール付着	ケーシング損傷	視界不良	
正解	正常	91	0	5	33	129
	スケール付着	0	111	1	0	112
	ケーシング損傷	0	0	138	1	139
	視界不良	1	0	0	153	154
判定したクラスの合計		92	111	144	187	534

正解率
92.3%

$$\text{正解率} = ((\text{TP} + \text{TN}) / \text{N})$$

AI学習を用いた坑内異常の自動検出システム成果 側方視

まとめ



開発項目	現状まとめ		今後の予定
測定機器開発	a) B H S 測定器(前方視)：耐熱200℃、動作時間4時間以上の目標達成 b)スケール採取装置：実現場で任意の深度における坑壁スケール採取成功 c)ミラータイプ(側方視)試作機製作・映像取得・展開図化できるシステムの試作実施		b)内部構造の再検討 ケーブルヘッド(φ55mm以下)への取り組み 魚眼センサーを用いた全方位映像取得・展開図化
画像鮮明化処理	a)ソフトウェア・ハードウェアともに完成し、目標達成 b)超解像は、映像の特徴を利用した超解像手法と、フレーム間の移動を高精度に評価・補償するAIシステムを統合したモデルの有効性を確認した。		b)坑内映像による学習と実証
AI 学習を用いた坑内異常の自動検出システムの開発	映像判別	前方視AIについて正常・スケール付着について正答率93.6% 側方視AIについて性状・スケール付着・ケーシング損傷について正答率90.8% 再学習機能開発完了	魚眼レンズ側方視システムに対応したAIの開発 地上・実坑井含む現場実証試験を重ねて、データを蓄積する。
	浮遊物検出	浮遊物の運動はフレーム間のピクセル移動を評価するAIモデルを応用して、オプティカル・フローにより坑内映像から浮遊物を抽出・追跡できることを確認した。	
システム統合	現場実証試験でのシステム統合試験にて、生映像・鮮明化処理後の映像・AIによる異常判定がリアルタイムで動作しそれぞれが正常に機能していることを確認した。		試験結果の整理

