

# 運搬排雪作業における操作自動化に向けた積込量の計測に関する研究

研究予算：運営費交付金

研究期間：平 30～令 2

担当チーム：寒地機械技術チーム

研究担当者：片野浩司、牧野正敏、中島淳一、  
植野英睦、斉藤勉、菅原彰人、  
佐藤信吾、伊藤義和、久慈直之

## 【要旨】

近年、高齢化等による影響から、除雪作業における熟練オペレータの確保が難しくなっている。その中で、ロータリ除雪車による運搬排雪時の積込操作は、「ステアリング操作、目視やモニター画像による積込状況の確認、等々」を同時に行い、長時間繰り返す熟練を要する作業であり、省力化・自動化に向けた取り組みが求められている。

本研究では、運搬排雪作業におけるロータリ除雪車のダンプトラックへの積込操作の省力化・自動化に向けた技術として必須となる、積込量をリアルタイムに計測する技術を検討し、その結果、AI による画像認識技術について積込量計測技術としての適用の可能性を確認した。

キーワード：運搬排雪、積込量計測、操作支援、画像認識、AI、機械学習

## 1. はじめに

近年、人口減少・少子高齢化が進み、生産年齢人口も減少しており、特に建設業においては就業者の減少、高齢化が深刻な状況で、除雪機械を運転・操作するオペレータについても同様の傾向となっている。このような状況の中、限られた予算の中で効率的な除雪作業を行うためには、適切な除雪作業体制の確保や、熟練者でなくても最適な作業が実施できるような対策が必要である。

運搬排雪時のロータリ除雪車の操作は、自車の進行方向を制御するステアリング操作、目視やモニター画像によるダンプトラックへの積込状況の確認、雪こぼれを防止しながらの積込速度の調整と積込方向を制御するシュート操作、ダンプトラックへの前進、停止の指示など、各種の作業を同時進行で行う必要があり、非常に煩雑である。さらに、ダンプトラックへの積込は、1 台当たり 1 分に満たない短い時間で、シュート操作を行いながら瞬時に積込量を判断する必要があり、その作業を一晩で 350 回程繰り返す熟練を要する作業であり、省力化・自動化に向けた取り組みが求められる。

本研究では、運搬排雪作業におけるロータリ除雪車のダンプトラックへの積込操作の省力化・自動化に向けた技術として必須となる、積込量をリアルタイムに

計測する技術を提案することを目的に、画像解析技術を活用した積込雪量の計測技術に関する調査を行い、概略システムを検討した。

## 2. 研究方法

### 2. 1 計測技術に関する調査検証

運搬排雪作業においてリアルタイムにダンプトラックへの積込量を計測できる技術について調査検証した。

積込量の計測が可能な技術として、光波などを発射し、対象物からの反射波により、距離を測定する反射法による計測や、3次元計測カメラなどの画像処理による計測技術など調査した（表-1）。

特に AI による画像認識技術については丸山ら<sup>1)</sup> 多数の検討事例<sup>2) 3)</sup> があり、積込量計測モデル構築を

表-1 計測技術

計測手法		摘要
反射法	・レーザー scanner	◎ 計測可能(高精度) × 点群データから容積算出の即時性確保が困難 × 必要機材 多 × 計測時の天候によっては計測困難
	・3次元計測カメラ ・ステレオカメラ	◎ 計測可能(高精度) × 画像から点群データ・容積算出への即時性確保が困難 × 必要機材 多 × 計測時の天候によっては計測困難
画像処理	・AIによる画像認識	○ 計測可能 ○ 即時性確保可能 ○ 必要機材 小 △ 積込量計測モデル構築必要

検証し積込量計測技術としての適用について検討した。

## 2. 2 積込量計測モデル構築による適用性の検討

AIによる画像認識技術による積込量計測モデルを試作し、積込量計測技術としての適用性について検討した。積込量計測モデルは、まず模擬環境での試作検証結果から実機での作業状況を撮影した画像を使用したモデルによる適用性の検証を踏まえ、積込量計測技術に求められる概略システムの機器構成等を検討した。

## 3. 研究結果

### 3. 1 模擬環境での積込量計測モデル試作

積込量計測モデルの構築について、1/10縮尺模型を用いた模擬環境で教師・検証データを作成し、試作した積込量を分類する処理モデルの分類結果について検証した(図-1)。

#### 3. 1. 1 教師及び検証データと処理モデルの作成

模擬環境は、ダンプトラックの荷台に近似したパレットに、国土交通省北海道開発局(以下、「開発局」という。)の運搬排雪作業時ダンプトラックに設置する「あおり」の仕様を参考にした「あおり」模型を準備し、模擬雪には寒水石を使用した。

教師データは積込形状を3種類(平積み、山積み、片積み)、積込量を5種類(適量(13,000cm<sup>3</sup>)、+10%、+20%、-10%、-20%)、撮影位置を模擬荷台の左後か

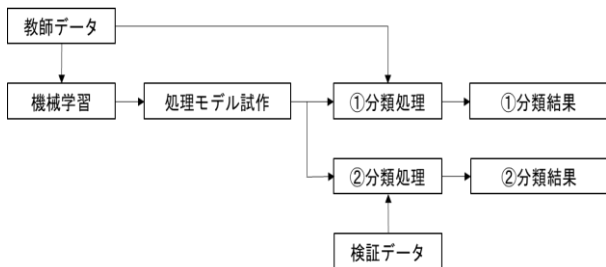


図-1 検証フロー

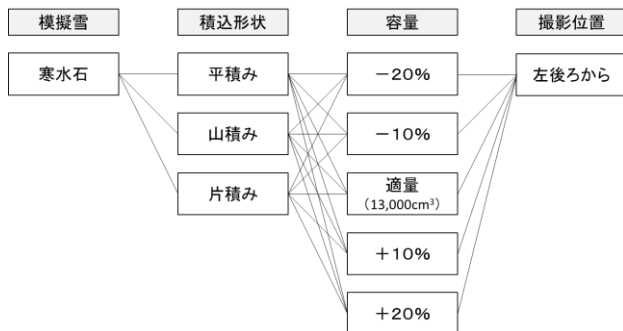


図-2 教師・検証データ分類

ら撮影した15パターン、各300枚(計4,500枚)を作成した。その教師データから機械学習(使用ソフト:NEC RAPID)にて積込量の5種類を分類する処理モデルを作成し、検証データは、教師データと同様の条件で15パターン、各100枚(計1,500枚)を作成した(図-2、写真-1~6)。

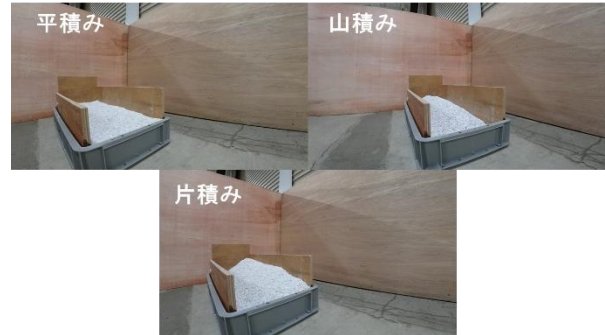


写真-1 積込形状



写真-2 積込容量(-20%)の画像



写真-3 積込容量(-10%)の画像



写真-4 積込容量(適量(13,000cm<sup>3</sup>))の画像



写真-5 積込容量(+10%)の画像



写真-6 積込容量(+20%)の画像

### 3. 1. 2 教師及び検証データの分類結果と検証

作成した処理モデルの教師・検証データにおける分類結果について、以下の項目の精度についてそれぞれ算出した（表-2）。

- ・分類精度（正解率、適合率、再現率、F値）
- ・検知精度（誤検知率、見逃し率）
- ・実測値と予測値の分類表

処理モデル作成に使用した教師データでの分類関する精度（正解率）は99.8%（図-3）と非常に高いが、検証データでの精度（正解率）は21.6%（図-4）と低く、積込容量を大きく分類する傾向が顕著で、積込容量+20%と+10%に分類が集中した結果となった。

教師データの画像から何らかの特徴点を捉え、精緻な処理モデルが作成され、高い精度で分類することができたが、検証データの分類結果からは、寒水石の容量の違いなどの積込量判断につながる特徴点をつかめていないことが考えられる。

さらに、教師・検証データにおいて、撮影位置が低く、あおりの死角により寒水石が見えない画像（写真-7）もあり、そのことも特徴点をつかめなかった一因と考えられる。

表-2 各算出精度について

分類に関する精度項目	正解率	分類結果の正解率 正解率 = 正解画像数 / 全画像数
	適合率	各カテゴリに対する分析結果の適合率 適合率 = 正解画像数 / 予測画像数
	再現率	各カテゴリに対する分析結果の再現率 再現率 = 正解画像数 / 正しい画像数
	F値	各カテゴリに対する分析結果のF値 F値 = (適合率 × 再現率 × 2) / (適合率 + 再現率)
検知に関する精度項目	誤検知率	デフォルトカテゴリの画像に対し、 デフォルトカテゴリ以外の検知結果が予測された場合の値 誤検知率 = 誤検知した画像数 / デフォルトカテゴリの画像数
	見逃し率	デフォルトカテゴリ以外の画像に対し、 特定のカテゴリの検知結果が予測できなかった場合の値 未検知率 = 各カテゴリの未検知画像数 / 各カテゴリの画像数



写真-7 死角の大きい画像例



図-3 分類結果（教師データ）

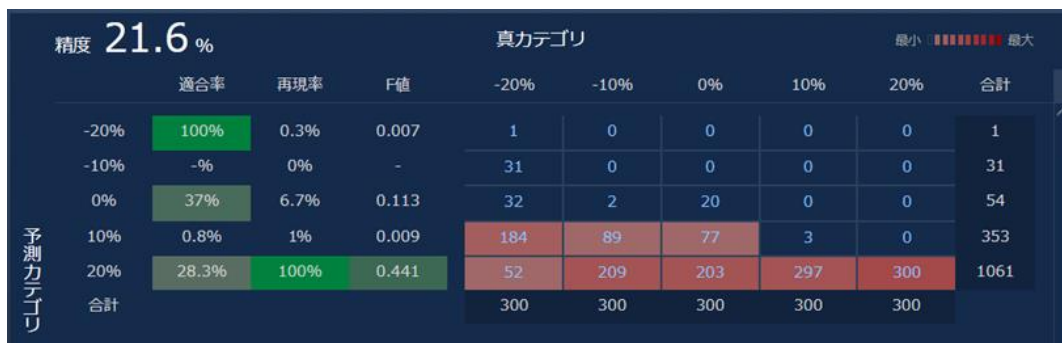


図-4 分類結果（検証データ）

### 3. 1. 3 教師及び検証データと処理モデルの追加作成

前項を踏まえ、積込量判断の特徴点を捉えるため、①容量の差異がより大きくなるよう積込量を増量、②撮影位置「左後ろから」をあおりによる死角を少なくするために撮影位置を高くし③比較のためあおりの死角の影響を受けない撮影位置「真後ろから」を追加、④背景の何らかの特徴点をとらえることないように背景を画一化、の4点を追加しデータとモデルを追加作成した。

教師データは積込形状を3種類（平積み、山積み、片積み）、積込量を5種類（適量（20,000cm<sup>3</sup>）、+10%、+20%、-10%、-20%）、撮影位置を模擬荷台の左上後ろからと真後ろから撮影した30パターン、各300枚（計9,000枚）作成した。その教師データから機械学習（使用ソフト:NEC RAPID）にて積込量の5種類を積込形状と撮影位置毎に分類する処理モデルを作成し、検証データは、教師データと同様の条件で30パターン、各100枚（計3,000枚）を作成した（図-5、写真-8～13）。

### 3. 1. 4 検証データの追加分類結果と検証

3. 1. 2と同様に分類結果の精度を算出した。処理モデル作成時に教師データでの分類結果の精度を97%以上で過学習を防ぐため学習を終了させたため、検証データでの分類結果のみ検証した（図-6）。また、処理モデルが分類判断時等に注視している箇所を可視化する予測モデルプロファイリング機能（以下、

「ヒートマップ」という。）を利用し可視化した画像も出力した。

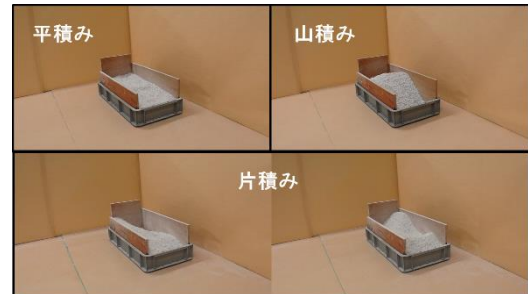


写真-8 積込形状



写真-9 積込容量 (-10%) の画像



写真-10 積込容量 (-20%) の画像



写真-11 積込容量 (適量 (20,000cm<sup>3</sup>)) の画像



写真-12 積込容量 (+10%) の画像



写真-13 積込容量 (+20%) の画像

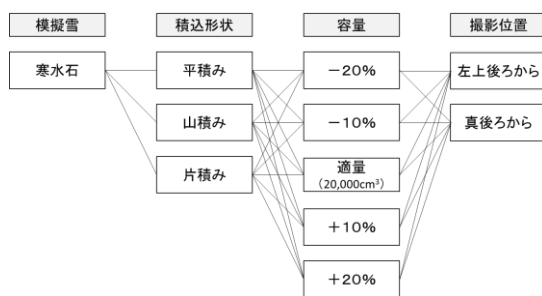


図-5 教師・検証データ分類 (追加)

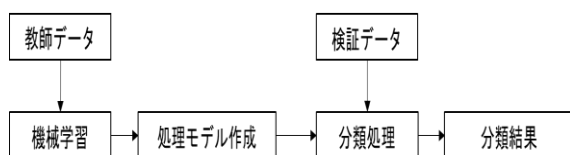


図-6 検証フロー (追加)

検証データでの分類結果精度は表-3 のとおりであり、精度が上がったモデルもあった。

特に真後ろからのモデルは、全て精度が上がった。

出力したヒートマップを比較したところ、高精度なモデルでの正解については寒水石の形状が把握できるような箇所に注目し判断していることや、正解、不正解に関わらず、床の目地などを特徴点としてとらえているなど確認することができた (図-7~10)。

寒水石の形状以外を特徴点として捉える要因とし

表-3 分類結果 (検証データ, 追加)

	左上後ろ	真後ろ
平積み	21.00%	44.20%
山積み	19.40%	40.80%
片積み	39.80%	22.20%

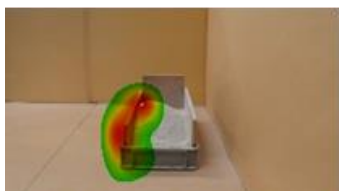


図-7 寒水石の形状に注目している例 (+20%と予測した画像)

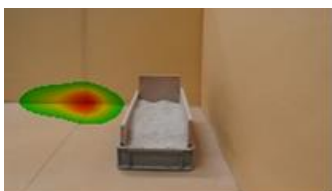


図-8 寒水石の形状に注目していない例 (+20%と予測した画像例)

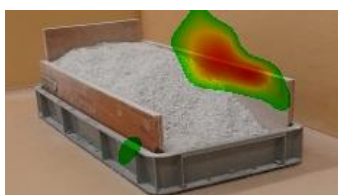


図-9 寒水石の形状に注目している例 (+20%と予測した画像)



図-10 寒水石の形状に注目していない例 (+10%と予測した画像例)

て、あおりの死角だけでなく、容量に差があるのに、画像として差がないものが、散見された (図-11、12)。

処理モデルの構築に向け、何を判断させ、その特徴点を強調させる教師データの作成が必要で、ヒートマップ画像による確認により、各処理モデルの判断箇所を確認でき、トライアンドエラーに寄らざるを得なかった教師データや処理モデルの作成の改良点について、一定の推察が可能となった。



図-11 容量に差があるのに画像に差がない例 (真後ろから)



図-12 容量に差があるのに画像に差がない例 (左上後ろから)

### 3. 2 作業画像からの積込量計測モデル試作

3. 1 を踏まえ、実機での作業状況を撮影した画像を使用したモデルを作成、適用性について検証した。

#### 3. 2. 1 作業画像作成のための動画撮影

3. 1 から、モデルの判断する特徴点が見つかる画像を撮影するため、ダンプトラックへの積込状況が確認できるロータリ除雪車の運転室上にカメラを装着し動画を撮影した(図-13、写真-14)。撮影は開発局小樽開発建設部の一工区の運搬排雪作業を、20:00~翌02:00間について撮影した(写真-15、16)。

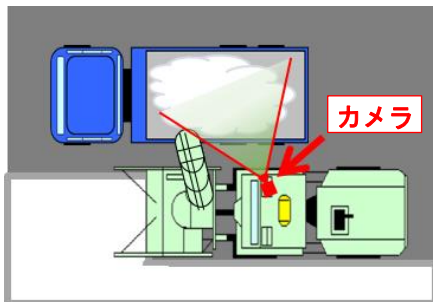


図-13 積込状況撮影イメージ



写真-14 カメラ設置状況



写真-15 作業状況

#### 3. 2. 2 作業画像からの教師及び検証データと処理モデルの作成

前項にて撮影した動画から、次の①~⑦毎に分類し、各1,000枚の画像を切り出した(計7,000枚)。

- ①トラックが画像内に入り、積み込み位置に到着するまで(以下「In」という。)
- ②積込容量(0~50%)
- ③積込容量(50~80%)
- ④積込容量(80~99%)
- ⑤適量(100%)
- ⑥トラックが離脱を開始し、画面から外れるまで(以下「Out」という。)
- ⑦その他(トラックなし)

分類作業は、図-14に示す領域を参考に青色領域を「0~50%」、緑色領域を「50~80%」、黄色領域を「80~99%」、黄色領域より外側を「100%」とした。



写真-16 積込状況撮影画像

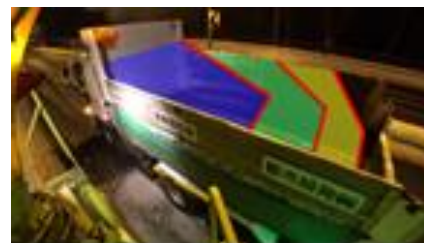


図-14 積込容量領域分類

切り出した画像から、教師：検証＝4：1の割合で振り分けを行い、教師データを5,600枚、検証データを1,400枚作成し、機械学習(使用ソフト:NEC RAPID)にて①～⑦に分類する処理モデルを作成した。分類例を写真-17～23に示す。



写真-17 ①In 画像

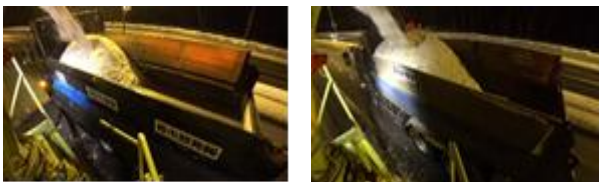


写真-18 ②積込容量 (0~50%) 画像



写真-19 ③積込容量 (50~80%) 画像



写真-20 ④積込容量 (80~99%) 画像

### 3. 2. 3 検証データの分類結果と検証

3. 1. 2と同様に分類結果の精度を算出し、ヒートマップについて出力した。

検証データでの分類結果精度は図-15のとおりであり、分類に関する精度(正解率)は66.6%で、正解から大きく逸脱した分類(予測カテゴリ)も見られず、積込量計測モデルとしての適用性の可能性を確認できた。

誤分類した画像に関して、前後の積込量と分類することが多かった。誤分類した要因として、積込量範囲の境界部分の画像が似通った画像だったためと考



写真-21 ⑤適量 (100%) 画像



写真-22 ⑥Out 画像



写真-23 ⑦その他 (トラックなし) 画像

精度 66.6%				真カテゴリ							
予測カテゴリ	適合率	再現率	F値	1_In	2_0~50%	3_50~80%	4_80~99%	5_100%	6_Out	7_その他	合計
				1_In	82.1%	89.5%	85.60%	179	18	0	0
2_0~50%	91.0%	85.5%	88.10%	1	171	16	0	0	0	0	188
3_50~80%	70.0%	66.5%	68.20%	0	10	133	46	1	0	0	190
4_80~99%	75.2%	57.5%	65.20%	0	1	21	115	16	0	0	153
5_100%	66.4%	82.0%	73.40%	0	0	30	39	164	11	3	247
6_Out	42.6%	81.0%	55.90%	18	0	0	0	16	162	184	380
7_その他	33.3%	4.0%	7.10%	2	0	0	0	0	14	8	24
合計				200	200	200	200	200	200	200	1400

図-15 分類結果 (検証データ)

えられる。また教師・検証データを作成する際に、人の目で作業しているため境界部分に若干のブレが生じたことも一因と考えられる。

ヒートマップは、模擬環境時に比べ赤く着色されている箇所が少なく、ピンポイントで特に注目している箇所はなかったが、①In 画像においてトラックのヘッド部分全体に注目している図-16 の例のように判断に必要な箇所には注目している事が確認できた。また②～⑤の積込容量時は、荷台の前半部分を特に注目しており(図-17)、積込形状に注目しているとも言えるが、荷台に投雪している雪の位置関係に注目している可能性もあり、今後、ヒートマップによる注目箇所の検証と、分類結果(精度)の向上に向け、他の工区の画像などを加えた処理モデル作成に取り組んでいきたい。



図-16 ①In 画像 例



図-17 ②～⑤積込容量画像例

### 3.3 AIによる画像認識技術を活用した積込量計測技術の概略システムの検討

積込量計測モデルとしての適用の可能性を確認できたことから、AIによる画像認識技術を活用した積込量計測技術の概略システムの機器構成等を検討した。

#### ①システム構成

ロータリ除雪車からカメラで撮影したトラック荷台に雪が積み込まれる状況の画像をPCに転送し、PCにてリアルタイムで積込雪量を計測する(図-18)。

#### ②機器仕様

- ・カメラ、カメラハウジング

本システムのカメラでは、冬期夜間の屋外作業であるロータリ除雪車による運搬排雪作業において、ロータリ除雪車の上部から近接する運搬排雪用トラックの荷台を撮影する。

その際、次の機器仕様が重要である。

水平方向の画角(ロータリ除雪車に対する相対位置を移動しながら雪が積み込まれるトラックの荷台を撮影できる画角):約125°以上(図-19)

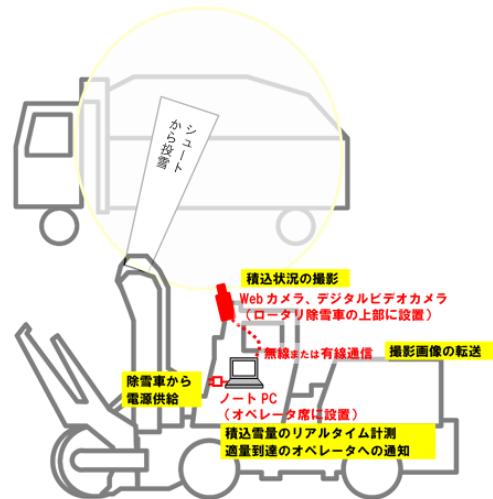


図-18 システム構成概略図

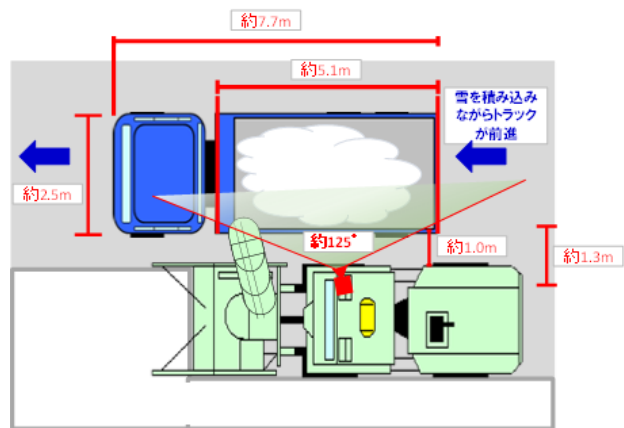


図-19 カメラ水平方向必要画角



温度条件（冬期夜間の屋外作業に対する耐寒性）：  
カメラハウジング内-10℃以下

最低照度（夜間作業にロータリ除雪車の作業灯や  
道路照明により撮影可能）：5ルクス以下

耐水性（通常の降雪に耐えられる防水性：JIS 保護  
等級 第二特性数字（水に対する保護））：5 以上

また、カメラハウジングは、カメラ自体が冬期夜間  
の屋外作業に耐えられるものとなるため、直接の風雪  
や腐食から防ぐ、鋼板、耐食アルミニウム、ステンレ  
ス等の防食性の高い材質のものを使用する。

#### ・ノート PC

ロータリ除雪車に設置するノート PC は、積込雪量  
計測プログラムによる撮影画像の処理を実行するの  
みのため、標準的なスペックでよい。

#### ・通信

撮影解像度が「1920×1080 (Full HD)」の場合のカ  
メラから PC への転送速度は 5Mbps 以上である。

### ③判定モデル構築

本システムにおける判定モデルは、次の手順の処理  
が必要である。

・画像読込：Web カメラにて撮影した動画から画像を  
切り出して読み込む。

・画像前処理：(モデル構築に有効な前処理が必要な場  
合) 画像処理に用いる画像形式に加工する（トリミン  
グ、ネガ反転等）。

・積込雪量計測・判定：画像処理を行い積込雪量や積  
込雪量の程度を計測し、適量に達したことを判定する。

・蓄積：積込量計測・判定結果のデータを蓄積する。

・通知：積込量が適量に達したことをロータリ除雪車  
のオペレータに通知する。

この手順のうち、積込雪量計測・判定の機能を AI に  
より構築する。

AI においては、注視すべき箇所を指示しながら機械  
学習させる「教師あり学習」により、計測・判定機能  
を構築することが望ましい。

注視すべき箇所は、積込雪量が適量に達した際、最  
も画像変化が生じると考えられるトラック荷台後部  
の荷台壁面と雪の境界付近が適する。

また、積込雪量の計測・判定は、雪量自体を計測す  
る必要はなく、基準となる積込量の適量付近で、積込  
雪量の程度（80%、90%、100%、110%、120%等）が判定  
できればよい。

#### ④概算費用

ロータリ除雪車にシステムを実装する場合の概算  
費用は、カメラ、カメラハウジング、ノート PC 各 1 基

の導入費用として約 250 千円程度である。但し、ソフ  
トウェア開発は別途必要である。

### 4. まとめ

本研究では、運搬排雪作業におけるロータリ除雪車  
のダンプトラックへの積込操作の省力化・自動化に向  
けた技術として必要な積込量をリアルタイムに計測  
する技術を提案するため、AI による画像認識技術を活  
用した積込量を判断する方法について、模擬環境及び  
実機による作業画像から処理モデルを作成し適用性  
を検証した。その結果、次のことがわかった。

1) AI（機械学習）による画像認識技術を活用した積込  
量計測モデルは計測技術として適用の可能性が確認  
できた。

2) 高精度な積込量計測モデル構築には、積込状況がよ  
り見える画像や、特徴点を強調出来るような教師デー  
タが必要である。

3) ヒートマップ画像により、各処理モデルの判断箇所  
を確認でき、トライアンドエラーに寄らざるを得な  
かった教師データや処理モデルの作成の改良点につ  
いて、一定の推察ができ、より効率的なモデル構築が  
可能となった。

4) 高精度のモデルでも想定箇所に注目し、判断してい  
るとは限らない。

以上のことから、AI による画像認識技術を活用した  
積込量計測技術構築には、データの蓄積及び処理モデ  
ルの検証が引き続き必要である。

今後は、ヒートマップによる注目箇所の検証と、分  
類結果（精度）の向上に向け、他の工区の画像などを  
加え処理モデルの改良に取り組んでいきたい。

**謝辞**：運搬排雪作業の撮影にあたり、ご協力いただ  
いた国土交通省北海道開発局小樽開発建設部に感謝申  
上げます。

### 参考文献

1) 丸山記美雄、大浦正樹、木村孝司：深層学習によるポット  
ホール判別技術に関する基礎的研究、第 61 回(平成 29 年度)  
北海道開発技術研究発表会、2018. 2

2) 阿部雅人、杉崎光一、中村一樹、上石勲：深層学習を利用  
した沿線カメラ画像による積雪深評価方法の検討、AI・デー  
タサイエンス論文、1 巻 J1 号、2020

3) 早崎勉、三浦悟、黒沼出：積載土量計測システムの開発、  
第 37 回地盤工学研究発表会（大阪）、2002. 7

# RESEARCH ON MEASUREMENT OF LOADING AMOUNT FOR AUTOMATION OF OPERATION IN SNOW HAULING WORK

Research Period : FY2018-2020

Research Team : Director for Cold-Region Technology  
Development Coordination  
(Machinery Technology)

Team

Author : KATANO Koji  
MAKINO Masatoshi  
NAKAJIMA Junichi  
UENO Hidechika  
SAITO Tsutomu  
SUGAWARA Akihiko  
SATO Shingo  
ITO Yoshikazu  
KUJI Naoyuki

**Abstract** : In recent years, it has become difficult to secure skilled operators in snow removal work due to the effects of aging and the like. Among them, the loading operation at the time of transportation and snow removal by a rotary snowplow is a work that requires skill to repeat for a long time by simultaneously performing "steering operation, confirmation of loading status by visual inspection and monitor image, etc.", which saves labor. Efforts for automation and automation are required.

In this research, we examined a technology to measure the loading amount in real time, which is indispensable as a technology for labor saving and automation of the loading operation of a rotary snow removal vehicle on a dump truck in transportation and snow removal work, and as a result, AI. We confirmed the possibility of applying the image recognition technology by the above as a loading amount measurement technology.

**Key words** : snow hauling, loading amount measurement, operation support, image analysis, artificial intelligence, machine learning