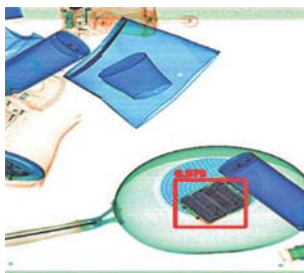


報 告

X線を用いた不燃ごみ中のリチウムイオン電池 (LiB) 検出技術の開発

Development of a Technology to Detect Lithium-ion Batteries (LiBs) in Non-combustible Waste Using X-rays



角 崎 青 周* 的 崎 克 規*
 Seishu TSUNOZAKI Katsunori MATOZAKI
 河 村 洋 佑* 巽 圭 司*
 Yosuke KAWAMURA Keiji TATSUMI
 鎌 田 全 一*
 Masakazu KAMADA

【要 旨】 リサイクル施設において、リチウムイオン電池の発火による火災が増加している。リチウムイオン電池による火災事故は、施設や設備の焼損によるごみ収集の停止や多額の復旧費用の発生など、市民生活に多大な影響を及ぼしており、早急な対策が求められている。

当社では2023年度より産業技術総合研究所と、X線撮影と画像認識AIを組み合わせたLiB検出AIを共同開発しており、実機を想定した実証試験を実施した結果、AIが実用化レベルの性能であることを確認した。今後は、開発したLiB検出AIに加えて適切な通知方法を組み合わせたLiB検出システム全体としての最適化に取り組む。

キーワード：リサイクル施設、リチウムイオン電池、火災、X線撮影、画像認識AI

Abstract

An increasing number of fires caused by the ignition of lithium-ion batteries (LiBs) are occurring in recycling facilities. Such fires have a significant impact on public life, including the suspension of waste collection due to damage to recycling facilities or equipment, as well as substantial restoration costs. Urgent countermeasures are therefore required.

Since FY2023, our company and the National Institute of Advanced Industrial Science and Technology (AIST) have jointly developed a LiB detection AI (Lithium-ion battery detection AI) that combines X-ray imaging and image recognition AI. A demonstration test simulating actual operating conditions confirmed that the AI's performance is now at a level suitable for practical application. In the future, we will work on optimizing the entire LiB detection system (Lithium-ion battery detection system) by combining the developed LiB detection AI (Lithium-ion battery detection AI) with an appropriate method of alerting operators when an LiB is detected.

Keywords: recycling facility, Lithium-ion Battery (LiB), fire, X-ray imaging, Image recognition AI

* 装置技術部
 Mechanical Design & Engineering Dept.

1. はじめに

近年、リサイクル施設において、リチウムイオン電池（以下、LiBと記す）の発火による火災事故が増加している。

LiBは小型で軽量、エネルギー効率が高く、経済性に優れていることから、近年さまざまな製品に組み込まれている¹⁾。市区町村は「廃棄物の処理及び清掃に関する法律」（廃掃法）に基づき、住民が排出したLiBの処理責任があるが、LiB製品の回収に取り組んでいる市区町村は約7割に留まっている²⁾。加えて、回収体制が整備されている市区町村においても、不燃ごみや可燃ごみにLiBが混入しており、全てのLiBを適切に回収することは困難な状況にある。

LiBは衝撃に弱く、リサイクル施設の処理工程において、破砕機で強い衝撃が加えられると圧壊して発火することが知られている。また、圧壊後すぐに発火するだけでなく、後段処理工程にて時間差で発火することもある。リサイクル施設において、発火を検知するシステムは存在するが、発火後に検知できたとしても火災のリスクをとまなうため、発火前にLiBを検出し、除去することが効果的である。

そこで、当社では2023年度より、国立研究開発法人産業技術総合研究所（以下、産総研と記す）と共同研究で、不燃ごみのX線画像を撮影し、画像認識AIでLiBを検出する「LiB検出AI」を開発し、AIおよびシステム全体の高性能化に取り組んでいる。

本稿では、兵庫県のクリーンパーク北但にて実際の不燃ごみを用いたLiB検出AIの実証試験について報告する。

2. LiB検出システム概要

2.1 システムフロー

図1にリサイクル施設における従来の不燃ごみ処理フローの一例と、当社の提案する新たな不燃ごみ処理フローを示す。従来のフローでは、手選別コンベヤや土間選別でLiBを取り除いた不燃ごみが破砕機に投入されるが、LiBがほかの不燃ごみに隠れて目視できない場合や、LiBが内蔵された製品であることを作業者が判別できない場合に取りこぼしとなり、破砕機へ投入され、圧壊・発火する。

そこで当社は、不燃ごみが破砕機へ投入される前にLiBを除去するために、不燃物供給ラインでX線装置によって撮影した不燃ごみのX線画像からLiB検出AIによりLiBを自動検出し、手選別で除去するシステムを開発した。

2.2 LiB検出AI

LiB検出には、産総研が開発したLiB検出AI「Xeek[®]（クロシーク）」³⁾の技術をベースに、産総研との共同開発で、当社が使用するX線装置専用にチューニングしたAIを用いている。Xeek[®]は、複数のAIを組み合わせた多段階の処理アルゴリズム³⁾と、教師データ作製の半自動化（バーチャル教師データを用いた学習）を特徴とする。

一般に、画像認識AIは事前に「教師データ」による学習が必要であり、AIに学習させる教師データはある一定量以上（数千～数万）必要となることが知られている。教師データの作製には、実際に使用する環境と同等の環境で撮影した画像に対し、「アノテーション」と呼ばれる検出対象物を矩形で囲みラベル付けする作業が必要となる。そのため、教師データの作製にはかなりの労力と時間を要することになる。これに対し、産総研で開発された技術

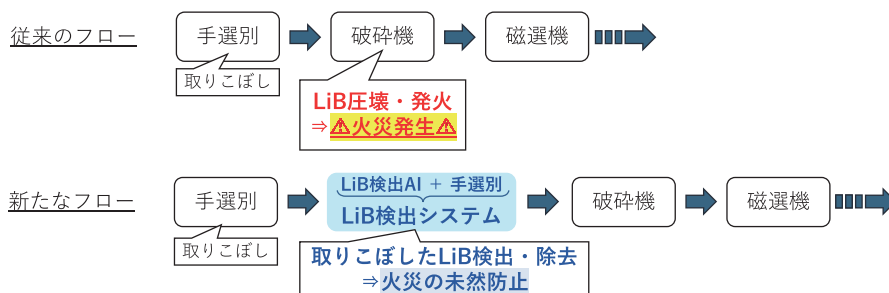


図1 従来のフローと新たなフロー

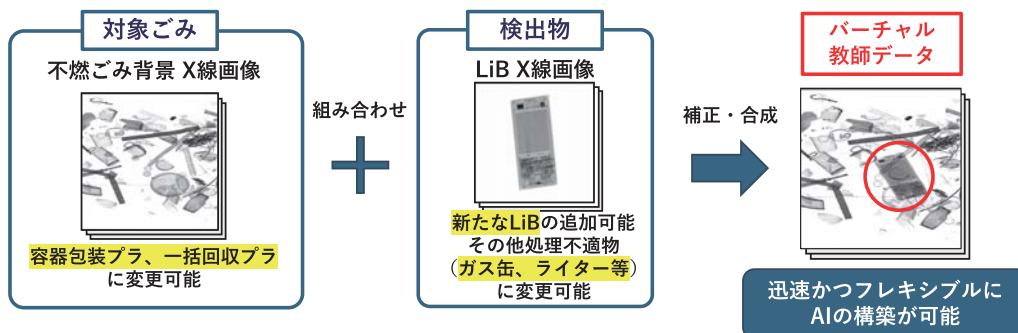


図2 バーチャル教師データの作製

「バーチャル教師データ」を利用し効率的に教師データを作製することで、大幅な省力化による開発期間の短縮を図った。

バーチャル教師データ作製のイメージを図2に示す。バーチャル教師データは、処理対象である「不燃ごみ」のX線画像と、検出対象である「LiB」単体のX線画像を個別に撮影し、X線装置の特性やX線透過量の計算値に基づいて各画像を補正後、合成して作製される。これにより、従来は人の手でおこなわれていたアノテーション作業が自動でおこなわれる。このように、教師データ作製を一部自動化できるため、作業にかかる労力と時間を大幅に削減することができる。

また、本技術では、新たなLiB製品を追加する場合、「LiB」単体のX線画像を追加するだけで迅速にAIをアップデートできる。さらに、処理対象を容器包装プラや一括回収プラ等に変更することや、検出対象をガス缶やライター等の処理不適物に変更するなど、目的に応じてフレキシブルにAIを構築することも可能である。

2.3 X線装置

本システムに用いるX線装置は、空港の手荷物検査等に用いられるような一般的に流通している市

販品をベースとして、リサイクル設備に合わせて、コンベヤベルトの耐久性の向上やコンベヤのサイズ変更などのカスタマイズを想定している。本装置は、ベースとなるX線装置が市販品のため、安価であることに加え、漏洩放射線量は $1\mu\text{Sv/h}$ 以下であることから管理区域の設定や取り扱いに関する資格が不要で、誰でも取り扱いやすいものとなっている。

3. LiB検出AI実証試験

3.1 試験装置

本実証試験では、作業員が手選別作業で取りこぼしたLiBを検出・除去することを想定した。

実証試験装置の概略を図3に示す。実証試験装置はX線装置本体、AI搭載PC、通知モニタ、手選別コンベヤの4点で構成される。

事前に破袋した不燃ごみをX線装置に投入し、AIによりLiBが検出されると、通知モニタ上に表示したX線画像にLiBの検出位置が示される(図4、図5)。作業員はコンベヤを止めずに通知モニタ上のLiBの検出位置を参考にLiBを除去する。

なお、本試験はX線装置の標準仕様のコンベヤから手選別コンベヤへ乗り継ぐ形で実施したが、リサイクル施設へ実機導入する際は、作業員が指示箇

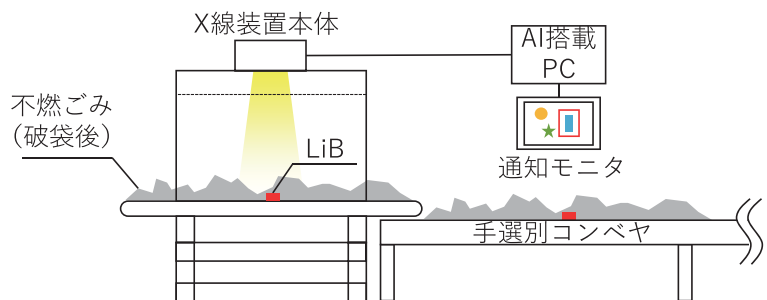


図3 実証試験装置概略図

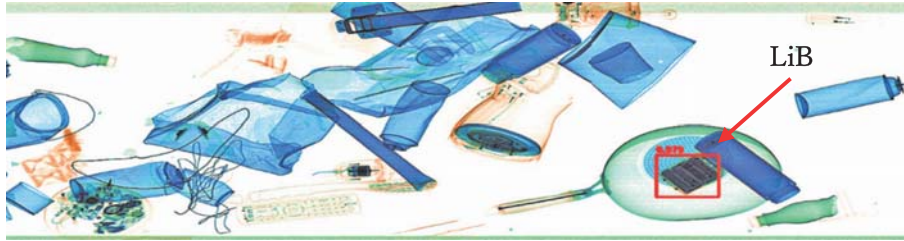


図4 LiB 検出時の X 線画像



図5 LiB 除去作業の様子

所を認識しやすくするために、X線装置のコンベヤを延長して乗り継ぎがなく、ごみ位置が変わらないこととしている。

3.2 試験方法

本実証試験は、実際にリサイクル施設に搬入された不燃ごみおよびLiBを用いておこなった。

不燃ごみ処理量は5.4 t/h (=27 t/5h ※リサイクル施設の1日の処理量)に設定し、同等の処理量となるようにごみ投入量を調節した。また、破袋後にLiBを一旦全量除去した不燃ごみを連続投入しながらLiBを一定間隔で混入し、コンベヤ速度は連続運転でLiBの人手による除去が可能な速度として12 m/minとした。

性能検証は、LiB含有製品（モバイルバッテリー、加熱式たばこ等）30品目、LiB投入個数1,392個、投入ごみ量7.08 t（総量）の条件において実施した。

AIの検出性能評価には、一般的な物体検出AIの評価で用いられるRecall（再現率）とPrecision（適合率）を用いた。表1に混同行列（confusion matrix）を示す。不燃ごみ中にLiBが実際に含まれており、AIがLiBの存在を予測（検出）したときはTrue Positive（TP）、AIがLiBの存在を予測できなかったときはFalse Negative（FN）としてその回数をカウントし、また、不燃ごみ中に実際には

表1 混同行列

		予測	
		陽性 (Positive)	陰性 (Negative)
実際	陽性 (Positive)	True Positive (TP)	False Negative (FN)
	陰性 (Negative)	False Positive (FP)	True Negative (TN)

LiBが含まれていないが、AIがLiBの存在を予測（誤検出）したときはFalse Positive（FP）としてカウントする。なお、不燃ごみ中にLiBがなく、AIもLiBの存在を予測していないTrue Negative（TN）については、評価に使用していない。

RecallとPrecisionは、一般的に下記の式で算出される。

$$\text{Recall} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FN}}$$

$$\text{Precision} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FP}}$$

Recallは0から1で示され、取りこぼしの少なさを表す指標であり、いわゆる検出率である（1=検出率100%）。Precisionは0から1で示され、誤検出の少なさを表す指標である（1=誤検出ゼロ）。

本試験では、1つのLiBがX線装置の検査範囲を通過する間に、AIによるLiBの有無判定が複数回おこなわれる。そのため、AIにより正しく検出できた回数（正解回数）は検査個数の総合計よりも多くなる。

そこで、1つのLiBに対する複数回の判定で1回でも正しく検出された場合、検出個数としてカウントし、各品目の検査個数と検出個数を基に、各品目のRecallを算出した。また、Precisionについては全品目の判定回数と正解回数を基に算出した。本試験での各品目のRecall、全品目のPrecisionの算出

式を下記に示す。

$$\text{各品目のRecall} = \frac{\text{各品目の検出回数}}{\text{各品目の検査回数}}$$

$$\text{全品目のPrecision} = \frac{\text{全品目の正解回数}}{\text{全品目の判定回数}}$$

【Recall・Precisionの算出例】

不燃ごみ中にLiBを計100個投入し、100個中90個を検出した場合、 $\text{Recall} = 90/100 = 0.90$ となる。そのときのAIの誤検出回数が10回の場合、 $\text{Precision} = 90/(90+10) = 0.90$ となる。

3.3 実証試験結果

各品目の再現率の結果一覧を表2に示す。

No.1~12の品目は環境省通知⁴⁾により「火災事故の主な原因である」とされた9品目（以下、環境

省通知品目と記す）であり、モバイルバッテリー、コードレス掃除機、電動式玩具については、独自に小品目に分類した。また、作業服用ファンは現場の不燃ごみへの混入数が少なく、検査サンプルを確保できなかったため評価できなかった。No.13~No.30の品目は、当社が独自に追加分類した品目である。なお、本試験においてはLiBについてのみを評価対象とし、手選別作業時に除去されるその他の品目（乾電池等）は評価対象外とした。

環境省通知品目は、スティック型コードレス掃除機を除く各品目で $\text{Recall} \geq 0.90$ と高い再現率であり、また、それ以外の品目についても、概ね高い再現率であった。

環境省通知品目の合計651個のLiBに対して、611個のLiBが検出できたことから、環境省通知品目の平均Recallは $611/651 = 0.94$ と算出される。ま

表2 各品目の再現率の結果一覧

No.	品目	小品目	検査回数	検出回数	Recall
1	モバイルバッテリー	円筒型	60	57	0.95
2		パウチ型	60	58	0.97
3	加熱式たばこ		60	57	0.95
4	コードレス掃除機	スティック型	60	49	0.82
5		お掃除ロボット	33	33	1.00
6	スマートフォン		60	56	0.93
7	電気かみそり		60	58	0.97
8	電動工具		60	58	0.97
9	ハンディファン		60	55	0.92
10	電動式玩具	携帯ゲーム機	60	56	0.93
11		コントローラ	60	56	0.93
12	作業服用ファン		18	18	1.00
13	ガラケー		60	58	0.97
14	電話子機		60	59	0.98
15	電動歯ブラシ		60	52	0.87
16	カメラ		57	53	0.93
17	タブレット端末		60	56	0.93
18	ワイヤレスイヤホン	ケース有	60	40	0.67
19		ケース無	24	7	0.29
20	バリカン		60	57	0.95
21	LiB	円筒型	60	57	0.95
22		パウチ型	60	49	0.82
23	ノートパソコン		13	12	0.92
24	DVDプレーヤー		15	14	0.93
25	ポータブルカーナビ		15	11	0.73
26	モバイルWi-Fiルーター		15	15	1.00
27	携帯音楽プレーヤー		15	9	0.60
28	スマートウォッチ		15	8	0.53
29	美顔器		15	15	1.00
30	その他雑多品		77	67	0.87
総合計			1,392	1,250	0.90

環境省
通知品目

当社独自
分類品目

た、当社独自に追加した品目を合わせた総合計 1,392 個の LiB に対して、1,250 個の LiB が検出できたことから、全品目の平均 Recall は $1,250/1,392=0.90$ と算出できる。

なお、AI の判定回数 3,398 回のうち、正解回数は 3,107 回であったことから、全品目の Precision は $3,107/3,398=0.91$ と算出される。

上記の検証では、現場搬入ごみから可能な限り回収した LiB から抽出したサンプルを使用したため、品目ごとの検査個数にばらつきがあり、実際の不燃ごみに混入している LiB の品目割合とは異なる。そのため、実際の不燃ごみを検査する場合は、各品目の不燃ごみへの実際の混入比率を考慮した評価をおこなう必要がある。

そこで、サンプリングした現場搬入ごみにおける各品目の実際の混入比率を調査した結果を図 6 に示す。図 6(a) は表 2 に示す全品目の混入比率を示し、

図 6(b) は環境省通知品目のみでの混入比率を示す。図中の番号は、表 2 の各品目の番号を示す。

図 6 の混入比率と表 2 の各品目再現率を用いて、実際の不燃ごみを想定した評価結果を表 3 に示す。

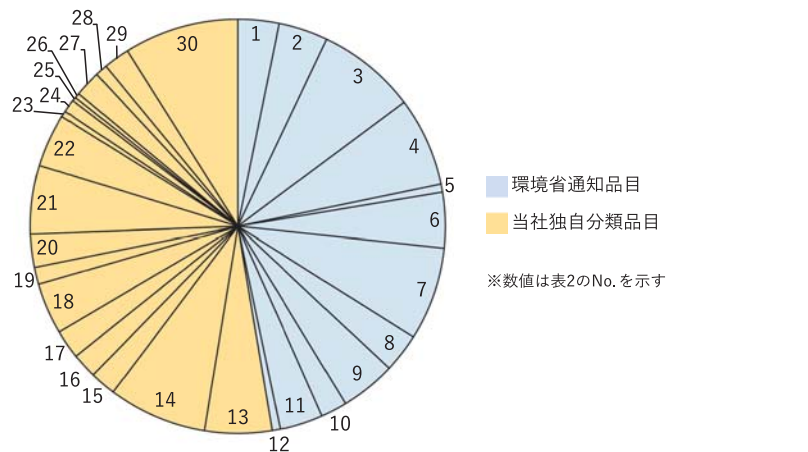
なお、表中の着色した列の混入比率を考慮した Recall (全品目)、Recall (環境省通知品目) はそれぞれ下記の式より算出した。

$$\text{Recall(全品目)} = \sum(\text{各品目の Recall} \times \text{各品目の混入比率})$$

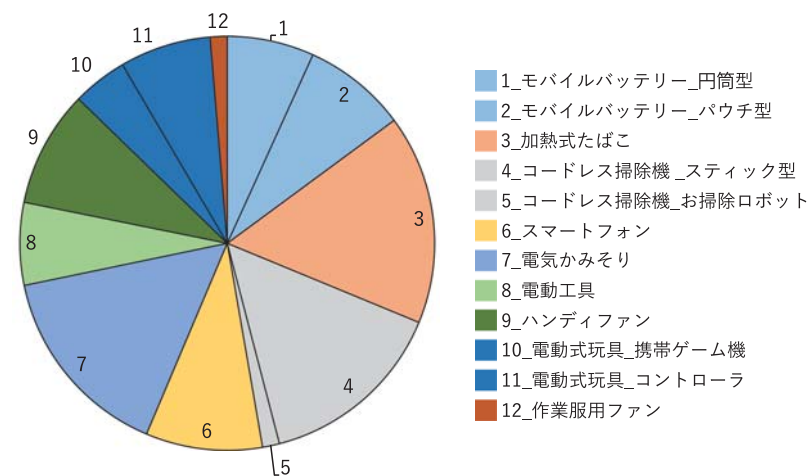
$$\text{Recall(環境省通知品目)} = \sum(\text{No.1} \sim \text{No.12 の各 Recall} \times \text{No.1} \sim \text{No.12 の各混入比率})$$

表 3 混入比率を考慮した評価結果

	平均	混入比率考慮
Recall (全品目)	0.90	0.90
Recall (環境省通知品目)	0.94	0.94



(a) 全品目に占める環境省通知品目と当社独自分類品目の混入比率



(b) 混入していた環境省通知品目の内訳

図 6 各品目の LiB 混入比率調査結果

混入比率を考慮した全品目の Recall は 0.90 となり、全品目の平均 Recall と同様に高い再現率であることを確認した。また、環境省通知品目に着目した Recall は 0.94 となり、除去の重要度が高いとされる品目においても非常に高い再現率であることを確認した。Precision は 0.91 となり、誤検出は一定程度発生するものの、検出漏れが少ないことから十分に実用化レベルであると判断した。

以上より、実際の不燃ごみを用い、実機と同等レベルの連続評価試験において、開発した AI は実機プラントにおいても有効な LiB 検出ツールとして導入可能なレベルであることが確認できた。

4. ま と め

リサイクル施設において、実際の不燃ごみを用いた LiB 検出 AI の実証試験をおこなった結果、開発した AI は実プラントにおける有効な LiB 検出ツールとしての機能を有しており、X 線画像と AI を組み合わせることで、不燃ごみに隠れた LiB の検出に有効であることを確認できた。

今後は、新たな LiB 内蔵製品への対応を含む AI の継続的なアップデートを続けるとともに、開発した LiB 検出 AI のさらなる機能向上と適切な手選別者への通知方法を組み合わせた LiB 検出システム全体としての最適化に取り組む。さらに、当社のプラントメーカーとしての知見を活かし、リサイクル

設備ごとに異なる要件に合わせた最適なシステムを構築し、ごみ処理施設の火災発生撲滅に向けて懸命に対応していく所存である。

謝 辞

本試験の実施にあたり、ご協力いただきましたクリーンパーク北但の関係者の皆様ならびに、共同研究先である産業技術総合研究所の関係者の皆様に深く感謝申し上げます。

参 考 文 献

- 1) 環境省：リチウムイオン電池による火災防止のための啓発強化の取組について、p.3 (2025)
https://lithium.env.go.jp/recycle/waste/lithium_1/torikumi.pdf (2026年4月1日確認)
- 2) 総務省：リチウムイオン電池等の回収・再資源化に関する調査結果(概要)、p.1 (2025)
https://www.soumu.go.jp/main_content/001016974.pdf (2026年4月1日確認)
- 3) 産業技術総合研究所：作業員の経験に頼らずに廃棄物内のバッテリーの有無を自動で判別(2023)
https://www.aist.go.jp/aist_j/press_release/pr2023/pr20230522/pr20230522.html (2026年4月1日確認)
- 4) 環境省：市町村におけるリチウム蓄電池等の適正処理に関する方針と対策について(通知)(2025)
<https://www.env.go.jp/content/000307249.pdf> (2026年4月1日確認)