

食品廃棄物バイオガスプラントにおける 機械学習のためのデータ集約化と 発酵阻害原因の解析

遠藤 太一¹・石井 一英²・落合 知³・佐藤 昌宏⁴

¹ 非会員 北海道大学修士課程 大学院工学院 (〒060-8628 札幌市北区北 13 条西 8 丁目)
E-mail: taichisoccer0719@gmail.com

² 正会員 北海道大学教授 大学院工学研究院 (〒060-8628 札幌市北区北 13 条西 8 丁目)
E-mail: k-ishii@eis.hokudai.ac.jp

³ 正会員 北海道大学特任助教 大学院工学院 (〒060-8628 札幌市北区北 13 条西 8 丁目)
E-mail: ochiai.satoru@eng.hokudai.ac.jp

⁴ 正会員 北海道大学助教 大学院工学研究院 (〒060-8628 札幌市北区北 13 条西 8 丁目)
E-mail: satomasahironies@gmail.com

実バイオガスプラントを対象に、廃棄物の投入情報（廃棄物の種類・量など）を用いて事前に発酵阻害を回避できるように、データの時系列を考慮できる機械学習で作成したモデルの感度解析により、発酵阻害と投入廃棄物の関係を明らかにすることを大目的とし、本研究ではその前段階として、入手したデータの集約化と過去に実際に生じた大規模発酵阻害（事象 A, B, C）を対象とした発酵阻害原因の推察を行った。その結果、機械学習の準備ができ、またそれぞれの事象の原因と推察できる普段より大量に投入された数種類の廃棄物を抽出できた。さらに、事象 B と事象 C は、廃棄物全体の投入 COD 量の急激な増加も原因だと推察できた。

Key Words: anaerobic digestion, food waste, biogas plant, data analysis, fermentation inhibition

1. はじめに

日本では、年間 2,500 万トン以上の大量の食品廃棄物が排出されている（内 600 万トンが食品ロス）¹⁾。これらの内、1,000 万トン以上が廃棄物として焼却処理されており²⁾、食品廃棄物中に含まれる有機物や窒素、リン、カリウムといった食品循環資源を有効利用できていない。また食品廃棄物は、一般的に含水率が高いため焼却処理による余剰熱回収の効率が悪いと言われている。大量消費・大量廃棄社会から脱却し、循環型社会の実現が求められている中で、食品廃棄物の排出抑制と資源としての有効利用が求められている。

わが国では、2019年に公表された「食品循環資源の再生利用等の促進に関する基本方針」³⁾で、再生利用等の手法の優先順位として以下のように定められている。

- i. 発生の抑制
- ii. 再生利用（飼料化、肥料化、菌床への活用、その他の再生利用（メタン化等））

iii. 熱回収

iv. 減量

循環型社会の実現において i は最も有効だと考えられるが、食品廃棄物を完全に発生させないことは難しい。よって ii の推進は重要である。ii の中でも飼料化は、食品廃棄物が有する栄養価を最も有効利用できる手段あり、飼料自給率の向上にも寄与することから優先的に推進されている。次に、肥料化、そして菌床への活用が、それぞれ一定の需要が見込まれることから推進されている。一方でメタン発酵により生成されるバイオガスは、発電に利用でき、食品廃棄物が大量に発生するものの飼料、肥料および菌床の消費が少ない都市部において需要があるため、メタン発酵は他の再生利用方法の受け皿となる。また、飼料化、肥料化、菌床への活用では扱いづらい食品廃棄物を扱うことができ、加えて家畜ふん尿、下水汚泥などの他のバイオマスとの同時処理が可能である。メタン発酵は、他の再生利用法と同様に、循環型社会の実現には欠かせない技術であると言える。

メタン発酵を担う微生物は周囲の環境（pH や NH_4 濃度 など）の変化に敏感であり、微生物が耐えられないほどの環境変化があった場合に発酵阻害が起こる。大規模なものになると復旧に数カ月間を要し、その間、廃棄物の大幅な投入制限をする必要があり、またバイオガス発生量が低下する。バイオガスプラントを運営する事業者は、廃棄物の受入れとバイオガスによる発電によって収入を得ており、大規模発酵阻害が頻発すると事業として成り立たなくなる。大規模発酵阻害を防ぐためには、まず投入食品廃棄物の種類と量のコントロールが必要である。食品廃棄物の中でも、家庭から排出されるものは量や種類が比較的均一である。一方で、製品工場などから排出される事業系廃棄物（産業廃棄物含む）は、季節や排出事業者の事情によって一度に大量に排出されるため、種類・量の変動が大きく、プラントに一度に運ばれると投入コントロールが難しい。

そこで本研究では、過去に実際に大規模発酵阻害が起きた、家庭系・事業系食品廃棄物の両方を扱うバイオガスプラントを対象に、事前に発酵阻害が回避できるように、発酵阻害と投入廃棄物の情報（種類・量など）との関係を明らかにすることを目的とした。

食品廃棄物のメタン発酵においては、機械学習（主に Artificial Neural Network : ANN）でバイオガス発生量を予測する研究が多く行われており、正確な予測やバイオガス発生量への影響が大きいパラメータの特定ができている⁴⁾。一方で、発酵槽に投入された食品廃棄物は10～30日滞留することから、投入廃棄物の時系列を考慮した機械学習をするべきだと考えられるが、そのような研究はほとんど見られない。そこで、機械学習の中でも時系列データを扱うことができる LSTM (Long Short-Term Memory) を用いて完成したモデルの感度解析を行い、対象プラントでの投入廃棄物の情報（種類・量など）と発酵阻害の関係を明らかにしたいと考えた。しかし、LSTM によって作成するモデルは複雑で、予測精度の高いモデ

ルを作ることができても、感度解析のみでは発酵阻害と投入廃棄物の情報の関係を明らかにすることは難しいと予想された。

そこで本研究では、機械学習を行う前に、過去に実際に生じた大規模発酵阻害を対象に、主に検定によるデータ解析を行い発酵阻害の原因を推察した。また、入手した投入廃棄物及びプラント運転の大量データをデータ解析・機械学習を行えるよう集約化した。

2. 対象とするバイオガスプラントの概要

対象施設は、市内家庭系生ごみの他に事業系食品廃棄物を性状に応じて6つのホップで受入れ、可溶化分離液受槽で集約しメタン発酵を行っている（投入後約3日で発酵槽に到達）。処理フローを図-1に示す。発生したバイオガスはガスホルダーに集められ、計測される。

入手したデータは2014年1月1日から2020年11月19日までの毎日の投入廃棄物の情報（排出事業者名称・品名・投入量・COD等）とバイオガス発生量 $[\text{m}^3]$ 、2016年1月1日から2020年12月31日までの各槽の分析値（pH・TS・COD $_{\text{cr}}$ 等）である。投入廃棄物の情報とバイオガス発生量は毎日計測・記録されているが、各槽の分析値は、槽や分析値によって計測頻度が異なる。例えば、特に詳細に管理する必要がある両メタン発酵槽の pH と COD $_{\text{cr}}[\text{mg}/\text{kg}]$ はほぼ毎日計測されているが、その他の分析値は2～7日間に一度程度である。

3. データの集約化

大量の投入廃棄物の日報を Visual basic を用いて1つのファイルに集約し、表記方法が統一されていなかった「排出事業者名称・品名称」を統一化し縮約する作業を行った。

そして、本研究で解析を行う期間の投入廃棄物に関して、プラントの顧客情報である「排出事業者名称・品名称」を、便宜的に表-1のように記号化した。さらに、投入廃棄物データとバイオガス発生量及び各槽の分析値のデータを一元化した。

表-1 排出事業者名称・品名称の記号化例

排出事業者		品名		排出事業者・品名	
名称	記号	名称	記号	名称	記号
〇〇	1a	ガム	1	〇〇・ガム	1a1
〇〇	1a	グミ	2	〇〇・グミ	1a2
△△ ◇工場	2a	グミ	1	△△ ◇工場・グミ	2a1
△△ ★工場	2b	バナナ	1	△△ ★工場・バナナ	2b1

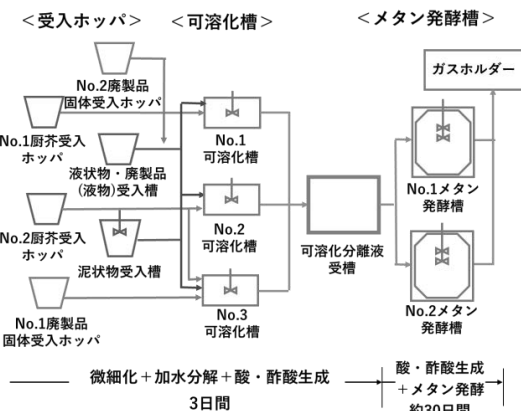


図-1 食品廃棄物バイオガスプラントの処理フロー

これらの作業によって、本研究でのデータ解析と今後予定している機械学習の準備ができた。

4. 発酵阻害因子の解析方法

対象プラントでは、過去に3回の大規模発酵阻害が起きている。それぞれが起きた順に、事象A, B, Cとする。また、それぞれの事象が起きた日を基準「0」とし、例えば事象Aの発生の3日前なら「-3A」、事象Bの発生の1週間後なら「7B」、事象Cの発生日なら「0C」と表記する。

プラントの担当者から、事象A, Bでは酸敗、事象Cでは発酵槽内の発泡現象が起きていたことが報告された。また、それぞれの事象前後のバイオガス発生量[m³]の変化と投入廃棄物の合計COD量[kg]の変化を図-2～図-4に示す。事象Bは、事象Aの発生日後に廃棄物の投入量を回復させている途中(93A)に起きていた(-93B=0A)。また、事象Cにおいては-23C～-19Cに、定期修繕(発酵槽内の洗浄)のために廃棄物の投入をやめていた。

(1) 投入負荷量全体の比較

全体の廃棄物の投入COD量が過剰だったり、投入COD量を急激に増加させたりすることは大規模発酵阻害の原因になりうる。

事象Aについては、大規模発酵阻害が起こる直前の検定区間Ⅱ(-14A～-1Aの14日間)が、その前のバイオガス発生量が比較的安定していた検定区間Ⅰ(-88A～-15Aの74日間)とで、平均投入COD量が多いかどうか、有意水準5%で検定した。

事象Bについては、図-3から事象A後の投入COD量の増加速度が速かったことが原因であることが考えられた。よって、それぞれの事象の発生日において、1週間後から3週間ごとの4つの期間①～④(Aの場合：①7A～27A, ②28A～48A, ③49A～69A, ④70A～90A)に分け、それぞれの平均投入COD量の、期間①から②、②から③、③から④、①から④の間での増加率=(増加後の量-増加前の量)/増加前の量を算出し、事象A後の投入COD量の増加速度が、他の事象後の増加速度に比べて大きいといえるかどうか調べた。

(2) 投入廃棄物の抽出

それぞれの事象に対して、事象が起こる直前の2週間(検定区間Ⅱ)と、それ以前(検定区間Ⅰ)の廃棄物(排出事業者・品名)ごとの投入重量[Mg(t)]と投入COD量[kg]の平均値について有意水準5%と1%で検定し、検定区間Ⅱで特異(大量)に投入している廃棄物を抽出した。そして抽出できた廃棄物の投入重量と投入COD量につい

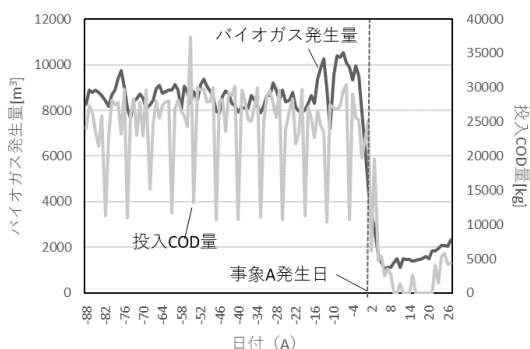


図-2 事象A発生時のバイオガス発生量[m³]と投入COD量[kg]の変化

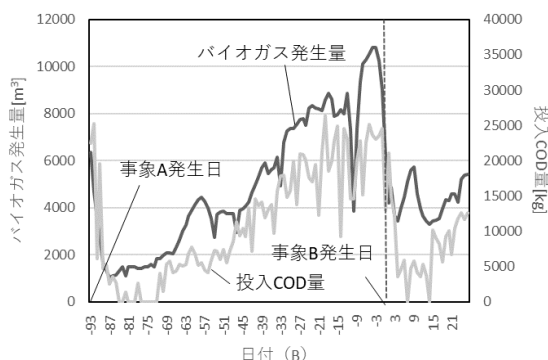


図-3 事象B発生時のバイオガス発生量[m³]と投入COD量[kg]の変化

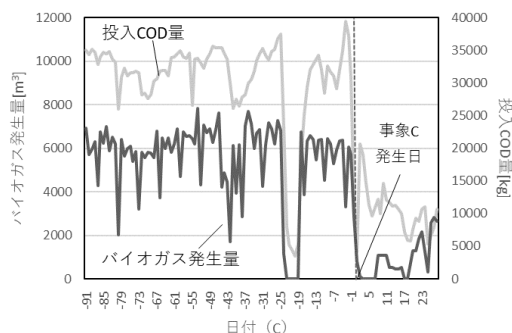


図-4 事象C発生時のバイオガス発生量[m³]と投入COD量[kg]の変化

表-2 投入廃棄物種類の抽出のための検定期間

事象	検定区間Ⅰ	日数	検定区間Ⅱ	日数
A	-88A～-15A	74	-14A～-1A	14
B	-41B～-15B	26	-14B～-1B	14
C	-91C～-15C*	55	-14C～-1C	14

*-53C～-38C, -24C～-19Cは除く

て、特異だった検定区間Ⅱでの平均値と、事象 A, B, C 全ての検定区間Ⅰの平均値とで、有意水準 5%と 1%で検定を行った。ただしそれぞれの検定において、量が少ないうえに大規模発酵阻害への影響がほとんどないと考えられるもの（検定区間Ⅱでの投入重量の最大値が 3[Mg(t)]以下、投入 COD 量が 1,500[kg]以下）は検定しなかった。

それぞれの検定区間を表-2に示す。事象Bの検定区間Ⅰは、事象A後の投入量を制限をしているため、区間は短くなるが、ある程度投入量が回復した 52A（-41B）を起点に検定区間Ⅰを設定した。また、事象Cの検定区間Ⅰである-53C～-38Cは、記録上のトラブルにより投入廃棄物の情報（種類・量など）が存在していなかったため、定期修繕（-24C～-19C）とともに検定区間Ⅰから除いた。

また、抽出・検定の結果、発酵阻害の要因だと考えられる廃棄物に着目し、検定区間Ⅱでそれらを投入した受入ホッパごとの合計投入量について整理した。

(3) 各槽分析値の検定

大規模発酵阻害が起きる前後3日（検定区間Ⅳ）とそれ以前（検定区間Ⅲ）で、各槽分析値が増加・減少したかどうかについて有意水準5%、1%でそれぞれ検定を行った。投入廃棄物のメタン発酵槽に到達するまでの時間を考慮して、メタン発酵槽以外の槽の検定区間はメタン発酵槽の検定区間を3日前にずらしたものとした。それぞれの具体的な区間を表-3に示す。

事象Bの検定区間Ⅲについては、短いが、4章(2)節と同様に事象A後の廃棄物投入量の制限を考慮した。

値を検定した結果、有意水準 5%で有意とならず、検定区間Ⅱの方が検定区間Ⅰより投入 COD 量が多いとは言えなかった。

また、それぞれの事象後の期間①から②、②から③、③から④、①から④における投入 COD 量の平均値の増加率について表-4に示す。これより、事象A後の投入 COD 量の増加速度は、他の事象と比べて大きいことが分かった。他の事象後の投入 COD 量増加時は大規模発酵阻害が起きていなかったことから、事象A後の投入 COD 量増加速度が大きいことが事象Bの原因であることが推察できた。

(2) 投入廃棄物の抽出

検定した結果を表-5～7に示す（有意水準 5%で確認できた場合「**」、1%で確認できた場合「***」、検定区間Ⅱでの投入重量と COD 量の最大値が 3[Mg(t)], 1,500[kg]以下の場合は斜線）。事象Aの検定区間ⅠとⅡに投入があった廃棄物の種類は195種類、事象Bでは123種類、事象Cでは137種類あったが、それぞれ10, 11, 9種類に絞ることができた。

事象Aでは酸敗が起きていたという報告があったことから、事象Aの検定区間Ⅱの投入 COD 量を、事象Aの検定区間Ⅰと全ての事象の検定区間Ⅰの両方と比較して、有意な差が確認できたグミ（2c1）、粉スープ（25a1）、酒粕（49a1）、スティック（50a6）、チーズ（96a1）に着目した（2c1, 25a1, 49a1, 50a6, 96a1は廃棄物の排出事業者・品名を本研究で便宜的に記号化したもので以下も同様）。

5. 発酵阻害因子の解析結果

(1) 投入負荷量全体の比較

事象Aについて、検定区間ⅠとⅡの投入 COD 量の平均

表-3 各槽分析値の検定区間

事象	槽	検定区間Ⅲ	日数	検定区間Ⅳ	日数
A	両メタン発酵槽	-85A～-4A	82	-3A～3A	7
	その他	-88A～-7A		-6A～0A	
B	両メタン発酵槽	-38B～-4B	35	-3B～3B	7
	その他	-41B～-7B		-6B～0B	
C	両メタン発酵槽	-88C～-4C	85	-3C～3C	7
	その他	-91C～-7C		-6C～0C	

表-4 それぞれの事象後の投入 COD 量の増加率

	①から②	②から③	③から④	①から④
事象A後	3.03	1.21	0.33	10.92
事象B後	0.82	0.19	0.16	1.52
事象C後	2.2	0.13	0	2.6

表-5 事象Aの検定区間Ⅱで特異な投入があった廃棄物

検定区間Ⅱで特異な投入があった廃棄物		比較対象			
		事象Aの検定区間Ⅰ		全事象の検定区間Ⅰ	
記号	品名名称	COD	重量	COD	重量
2c1	グミ	***		***	
18a2	トマト		***		
22a1	事業系一般廃棄物		***	***	***
25a1	粉スープ	***	***	***	***
49a1	酒粕	***	***	***	***
50a6	スティック	***		***	
56b1	果物くず		***		***
94a1	グリストラップ汚泥		**		
96a1	チーズ	***		***	
119a1	白菜		***		***

表-6 事象Bの検定区間Ⅱで特異な投入があった廃棄物

検定区間Ⅱで特異な投入があった廃棄物		比較対象			
		事象Bの検定区間Ⅰ		全事象の検定区間Ⅰ	
記号	品名名称	COD	重量	COD	重量
8a1	工場汚水		**		
21a1	野菜くず		***		***
35a1	製造残渣	***			
44a1	工場洗浄液		***		
56b1	果物くず		***		
62a1	漬物残渣汚泥	***	***		
64a1	豆腐		***		***
109a1	グリストラップ汚泥		***		***
122a1	調味料廃液(汚泥)	***	***		
123a1	ヨーグルト		***		
125a1	野菜くず		***		***

表-7 事象Cの検定区間Ⅱで特異な投入があった廃棄物

検定区間Ⅱで特異な投入があった廃棄物		比較対象			
		事象Cの検定区間Ⅰ		全事象の検定区間Ⅰ	
記号	品名名称	COD	重量	COD	重量
11a3	コーヒー		***		***
19a1	廃酸	***	***	***	***
33a1	廃ソース	**	**		
47a1	廃酸	***	***	***	***
49a1	酒粕	***	***	***	***
50a2	流動食		***		
52a7	カレールー	***		***	
76a2	フリカケ	***		***	
126a2	事業系一般廃棄物		***		

表-8 事象Aで着目した廃棄物の検定区間Ⅱでの受入ホッパごとの投入量

投入廃棄物				検定区間Ⅱでの合計投入重量[kg]					
記号	品名名称	TS [%]	COD [kg/t]	No.1厨芥受入ホッパ	No.2厨芥受入ホッパ	No.1廃製品固体受入ホッパ	液状物・廃製品(液物)受入槽	泥状物受入槽	No.2廃製品固体受入ホッパ
25a1	粉スープ	99	1,500	1,480	1,353	553			
2c1	グミ	19	1,108	695	532	1,534			
49a1	酒粕	2	211				9,716		
50a6	スティック	97	1,230	740	800	1,240			
96a1	チーズ	55	1,000	1,860	1,160	2,600			

表-9 事象Bで着目した廃棄物の検定区間Ⅱでの受入ホッパごとの投入量

投入廃棄物				検定区間Ⅱでの合計投入重量[kg]					
記号	品名名称	TS [%]	COD [kg/t]	No.1厨芥受入ホッパ	No.2厨芥受入ホッパ	No.1廃製品固体受入ホッパ	液状物・廃製品(液物)受入槽	泥状物受入槽	No.2廃製品固体受入ホッパ
122a1	調味料廃液(汚泥)	28	280					10,929	
35a1	製造残渣	99	2,000					1,680	
62a1	漬物残渣汚泥	20	248					10,012	

表-10 事象Cで着目した廃棄物の検定区間Ⅱでの受入ホッパごとの投入量

投入廃棄物				検定区間Ⅱでの合計投入重量[kg]					
記号	品名名称	TS [%]	COD [kg/t]	No.1厨芥受入ホッパ	No.2厨芥受入ホッパ	No.1廃製品固体受入ホッパ	液状物・廃製品(液物)受入槽	泥状物受入槽	No.2廃製品固体受入ホッパ
11a3	コーヒー	5	100	1,090	1,020	1,020			
19a1	廃酸	3	233				40,472		
47a1	廃酸	12	185				86,108	86,270	
49a1	酒粕	2	211				16,398		
52a7	カレールー	97	1,799			1,401			
76a2	フリカケ	85	1,450	483	1,400	3,462			

事象Bでも酸敗が報告されていたことから投入COD量で有意な差が確認できた調味料廃液(122a1)、製造残渣(35a1)、漬物汚泥残渣(62a1)に着目した。

事象Cは発泡現象という報告があったため、投入COD量だけでなく投入重量も考慮するべきと考えた。よって、投入CODと投入重量のどちらかで、事象Cの検定区間Ⅱを事象Cと全ての事象の両方の検定区間Ⅰとの比較して有意差が確認できた、コーヒー(11a3)、廃酸(19a1)、廃酸(47a1)、酒粕(49a1)、カレールー(52a7)、フリカケ(76a2)に着目した。

またそれぞれの事象で着目した廃棄物について、期間Ⅱでの受入ホッパごとの投入重量[kg]を表8～10に示す。

(3) 各槽分析値の検定

それぞれの検定結果を、表11～13に示す(有意水準5%で増加または減少が確認できた場合「**」1%で確認できた場合「***」、データがない場合斜線)。ここで、窒素(N)の濃度の分析値は、両メタン発酵槽では $\text{NH}_3\text{-N}$ [mg/kg]、そのほかの槽ではT-N[mg/kg]である。

6. 発酵阻害因子の推察

(1) 事象A

事象Aにおいて、5章(2)節で着目した酒粕(49a1)は事象Cでも着目したが、酒粕が投入された液状物・廃製品(液物)受入槽の分析値において、事象Aで有意水準5%で確認できたCOD_{cr}の増加が事象Cでは確認できなかった。また、事象Aのメタン発酵槽でCOD_{cr}とS-COD_{cr}の増加が有意水準1%で確認できたことから、発酵槽内で有機酸が蓄積したことによって酸敗が起きたと考えられ、酒粕(49a1)が主な原因である場合、事象Cにおい

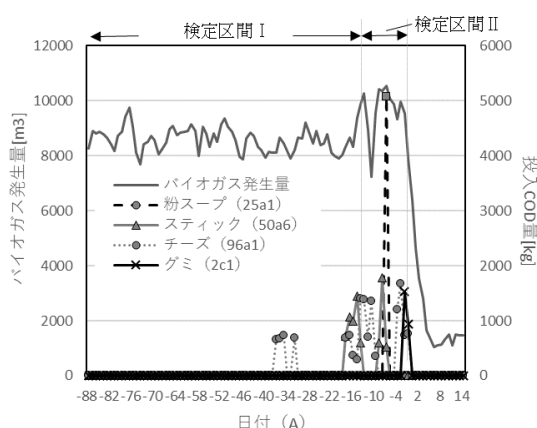


図-5 事象Aで着目した廃棄物の投入COD量とバイオガス発生量

ても同様の特異値が認められるはずであるが、確認できないので酒粕(49a1)は事象Aの原因であるとは考えにくい。

その他に着目した廃棄物が投入されたNo.1～3可溶性槽の分析値の変化はほとんど確認できなかった。また、それぞれの廃棄物について投入COD量を図-5に示す。グミ(2c1)、粉スープ(25a1)は検定区間Ⅰで全く投入されておらず、スティック(50a6)の検定区間Ⅱの平均投入COD量は検定区間Ⅰの4倍で、チーズ(96a1)検定区間Ⅱの平均投入COD量は検定区間Ⅰの7倍であった。グミ(2c1)は-2Aの廃棄物全体の投入COD量で8%、粉スープ(25a1)は-7Aの廃棄物全体の投入COD量で17%、スティック(50a6)は-8Aの廃棄物全体の投入COD量で7%を占めていた。

一方でそれぞれの廃棄物の成分に着目すると、グミ(2c1)、粉スープ(25a1)、スティック(50a6)は分解が進みやすい炭水化物が主成分で、チーズ(96a1)は、細菌の活動を阻害し、分解が遅い脂質が主成分である。

表-11 事象Aの各槽分析値の検定結果

	粘度		pH		Mアルカリ度		TS		CODcr		S-CODcr		NH ₃ -N・T-N	
	mPa*s		-		Mg-CaCO3/L		mg/kg		mg/kg		mg/kg		mg/kg	
槽	増	減	増	減	増	減	増	減	増	減	増	減	増	減
No.1可溶化槽														
No.2可溶化槽														
No.3可溶化槽							**							
液状物・廃製品 (液物) 受入槽									**					
泥状物受入槽													**	
可溶化分離液受槽													***	
No.1メタン発酵槽				***		***	***		***		***		**	
No.2メタン発酵槽				***		***	***		***		***			

表-12 事象Bの各槽分析値の検定結果

	粘度		pH		Mアルカリ度		TS		CODcr		S-CODcr		NH ₃ -N・T-N	
	mPa*s		-		Mg-CaCO3/L		mg/kg		mg/kg		mg/kg		mg/kg	
槽	増	減	増	減	増	減	増	減	増	減	増	減	増	減
No.1可溶化槽							***							
No.2可溶化槽							**		**					
No.3可溶化槽					***		***							
液状物・廃製品 (液物) 受入槽														
泥状物受入槽														
可溶化分離液受槽							***		***				**	
No.1メタン発酵槽	***			***		***	***		***		***			
No.2メタン発酵槽	***			***		***	***		***		***			

表-13 事象Cの各槽分析値の検定結果

	粘度		pH		Mアルカリ度		TS		COD _{cr}		S-COD _{cr}		NH ₃ -N・T-N	
	mPa*s		-		Mg-CaCO3/L		mg/kg		mg/kg		mg/kg		mg/kg	
槽	増	減	増	減	増	減	増	減	増	減	増	減	増	減
No.1可溶化槽														
No.2可溶化槽			***											
No.3可溶化槽							***							
液状物・廃製品 (液物) 受入槽														
泥状物受入槽														
可溶化分離液受槽														
No.1メタン発酵槽	**		***		***									
No.2メタン発酵槽			***		***									

これらのことから、普段よりも大量に投入されたチーズ (96a1) によって微生物の反応が阻害されたことに加えて、分解されやすいグミ (2c1) , 粉スープ (25a1) , スティック (50a6) が投入されたことで両メタン発酵槽内で COD が蓄積され、大規模発酵阻害 (酸敗) が生じたと推測できた。

(2) 事象 B

5章(2)節, 5章(3)節より、着目した廃棄物を受入れた泥状物溶解槽の分析値で特異な値が確認できなかった。また、全ての事象の検定区間 I と比較して特異ではなかったが、事象 B は事象 A 後から投入量の回復時期であったために、他の時期では問題のなかった廃棄物の投入が発酵阻害の要因となってしまうことが考えられた。また、5章(1)節より、事象 B 直前 (事象 A 後) に廃棄物投入量の過度な増加が考えられた。

これらのことから、以下の 2 つのいずれか、または両方が原因として推察することができた。

- 普段であれば問題なかったが、事象 A 後であったために調味料廃液 (122a1) , 製造残渣 (35a1) , 漬物汚泥残渣 (62a1) の投入
- 事象 A 後の廃棄物投入量の過剰な増加速度

(3) 事象 C

表-10 と表-13 より、各槽分析値の変化との明確な関係は分からなかったが、普段より大量に投入されていることから、着目した廃棄物が発泡現象を引き起こした可能性は十分考えられるだろう。一方で全体の投入 COD 量において、事象 C の直前の定期修繕で、廃棄物の大幅な投入制限をした直後にほぼ普段通りの投入 COD 量に急激に戻していることは原因の一つであると考えられた。このことから以下の 2 つのいずれか、または両方が作用して発泡現象が起きたと推察することができた。

- コーヒー (11a3) , 廃酸 (19a1) , 廃酸 (47a1) , 酒粕 (49a1) , カレールー (52a7) , フリカケ (76a2) などの廃棄物の大量投入

- 定期修繕後の投入 COD 量の急激な増加

7. 結論

過去に実際に生じた大規模発酵阻害について原因を推察することができた。しかし単純なデータ解析のみでは、廃棄物同士の相互作用や、それぞれの廃棄物、要因の影響度合いについては分からず、投入廃棄物の情報と発酵阻害の関係を明らかにすることには限界があった。

今後はさらなるデータ分析に加え、室内実験を行いさらなる原因究明をしていくとともに、機械学習の適用も検討する予定である。

謝辞: データの収集や対象バイオガスピラントの見学などでご協力いただいた、担当者様方に厚くお礼申し上げます。

参考文献

- 1) 環境省：我が国の食品廃棄物等及び食品ロスの発生量の推計値 (平成 30 年度) の公表について、2021 年
- 2) 環境省：食品廃棄物等の利用状況等 (平成 30 年度推計) <概念図> , 2021 年
- 3) 財務省, 厚生労働省, 農林水産省, 経済産業省, 国土交通省, 環境省, : 食品循環資源の再生利用等の促進に関する基本方針, 2019 年
- 4) Hao-nan Guo, Shu-biao Wu Ying-jie Tian , Jun Zhang, Hong-tao Liu, : Application of machine learning methods for the prediction of organic solid waste treatment and recycling processes: A review, Bioresource Technology., Volume 319, 124114, 2021.

(Received July 25, 2021)

DATA INTEGRATION FOR MACHINE LEARNING AND ANALYSIS OF FERMENTATION INHIBITORS IN A FOOD WASTE BIOGAS PLANT

Taichi ENDO, Kazuei ISHII, Satoru OCHIAI and Masahiro SATO

The objective of this study is to clarify the relationship between fermentation inhibition and treated waste through a sensitivity analysis of a model created by machine learning, which can take into account the time series of data, so that fermentation inhibition can be avoided in advance using waste information (product name, volume, etc.) for a real biogas plant. In this study, as a preliminary step toward this goal, we aggregated the available data and inferred the causes of fermentation inhibition for large-scale fermentation inhibition (events A, B, and C) that actually occurred in the past. As a result, we prepared the data for machine

learning and defined several kinds of wastes that were treated in larger volumes than usual. The wastes could cause each inhibition. In addition, for events B and C, we were able to infer that a sudden increase in the amount of COD input to the entire waste was also the cause.