

2026年度 JPECフォーラム

処理原油成分リアルタイム予測技術開発

2026年5月12日

JPEC ペトロリオミクス技術研究室

# 報告内容

## 1. 技術開発の狙い

## 2. 2021～2025年度技術開発

### ①原油系

予測モデルの教師データ作成(原油データベース/DB構築)

予測モデルの学習モデル構築→未知原油答合せ→活用

性状予測モデル

成分予測モデル

### ②低炭素原料

一般性状データベースの構築

Co-Processingに向けた成分情報の把握

## 3. まとめと課題

## 処理原油成分リアルタイム予測技術開発 (JPEC、研究会)

- (1) 単品/混合原油の性状予測モデル開発
- (2) CDU入口の処理混合原油一般性状・成分予測モデル開発
- (3) 原油のオンライン分析技術の選定
- (4) 原油・**低炭素原料のDB**、及びDB公開システム開発

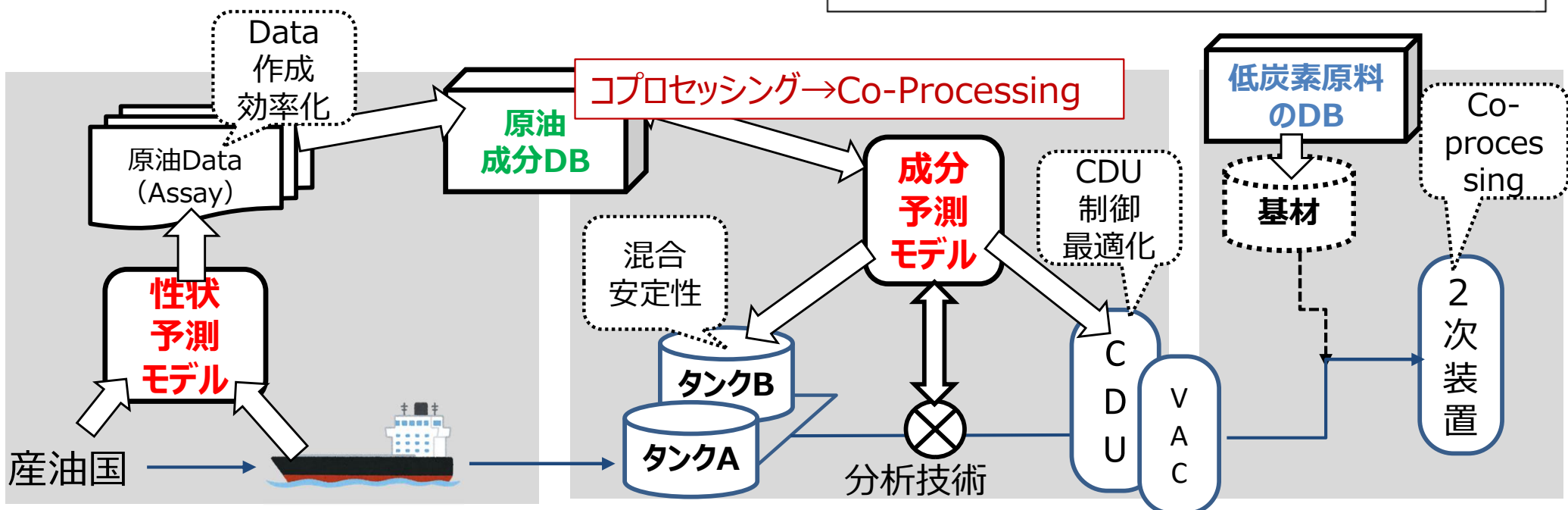
## CDU最適化制御技術(石油会社共研)

原油性状のリアルタイム予測結果を活用した CDU最適化制御による脱炭素化

## 原油混合安定性技術(研究会)

混合則が成立しない成分情報予測結果を活用した原油スラッジ・ファウリング抑制による脱炭素化

## Co-Processingのための基盤技術開発



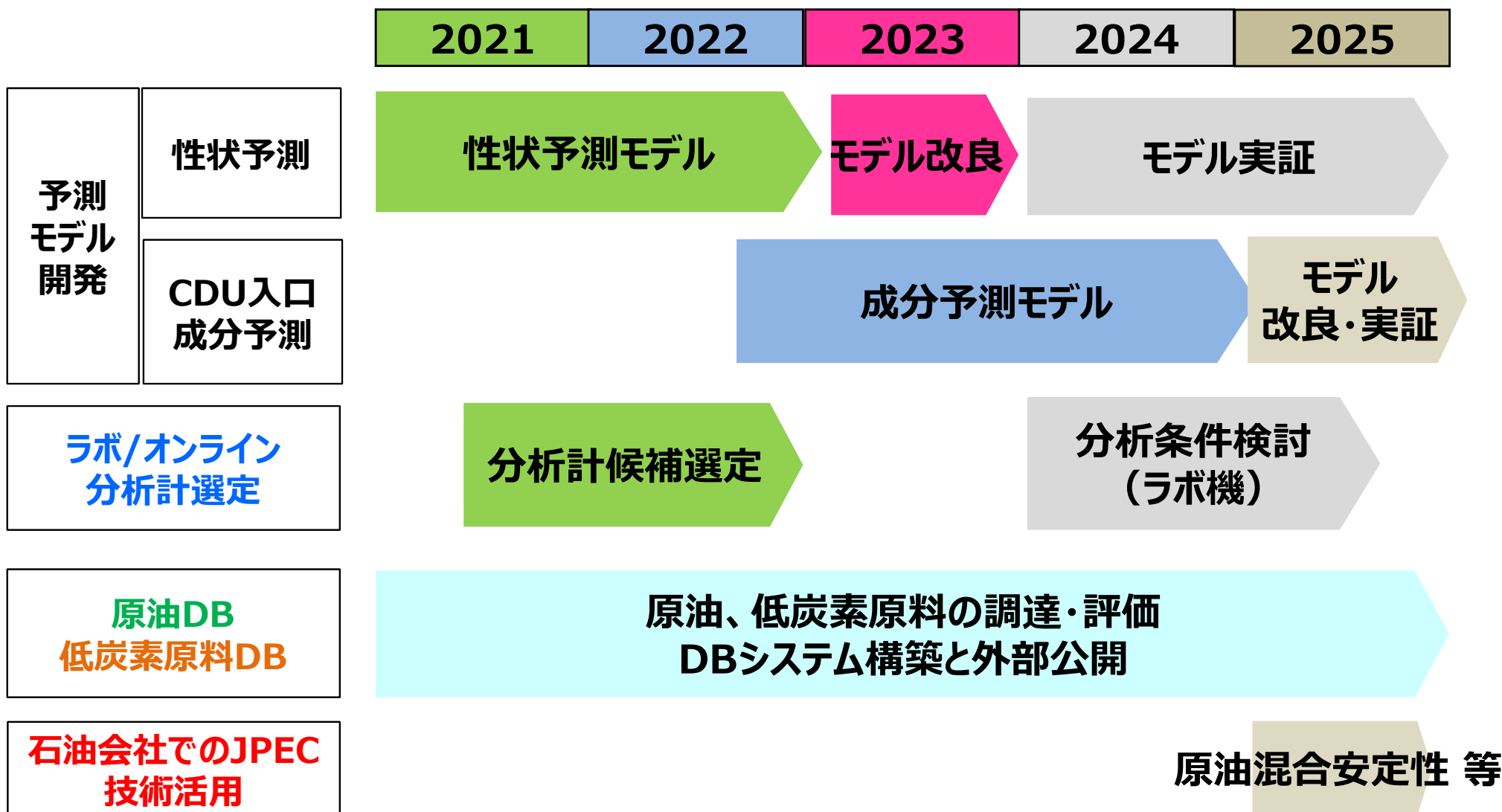
原油購入メリット・処理計画の精緻化

運転最適化、混合安定性に確保によるファウリングトラブル未然防止による脱炭素化(省エネ)

Co-processingによる将来の低炭素

# 技術開発スケジュールと実施内容

- 原油・留分の「性状予測モデル」「成分予測モデル」を完成し、石油会社活用につなげる。
- 上記予測モデル、原油データベース、ペトロ技術を整備 & ノートパソコン方式のシステムに搭載し、石油会社への公開・活用につなげる。
- Co-Processingを行うため、低炭素原料版ペトロ技術開発の基盤整備を進める



# 報告内容

## 1. 技術開発の狙い

## 2. 2021～2025年度技術開発

### ①原油系

予測モデルの教師データ作成(原油DB構築)

予測モデルの学習モデル構築→未知原油答合せ→活用  
性状予測モデル  
成分予測モデル

### ②低炭素原料

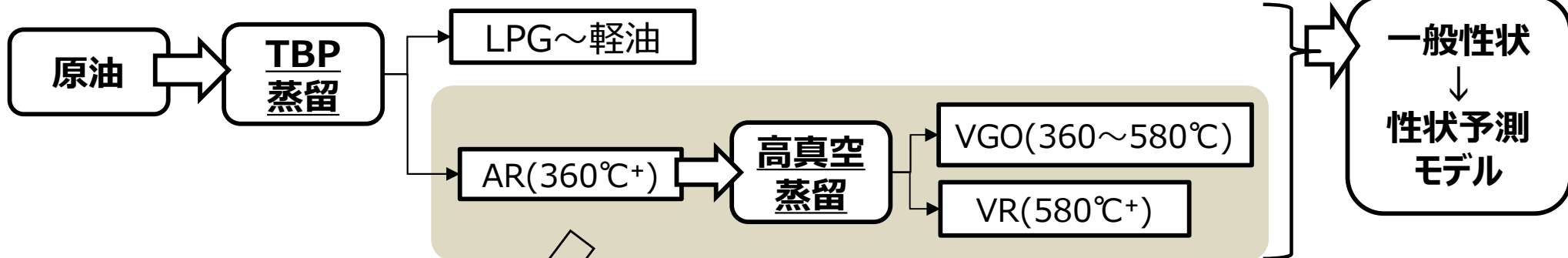
一般性状データベースの構築

Co-Processingに向けた成分情報の把握

## 3. まとめと課題

# 予測モデル開発に必要な教師データ作成

□ 原油を各留分に蒸留分画した後、一般性状及び成分情報データを得る。



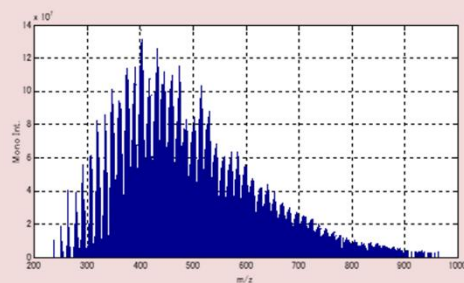
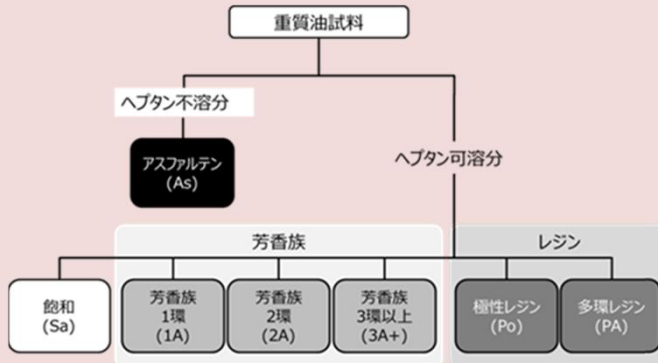
ペトロリオミクスのコア技術

カラム7分画  
①n-ヘプタン還流→②カラム分画

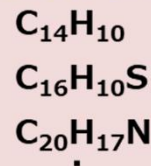
測定  
FT-ICR MS

解析  
JACD作成

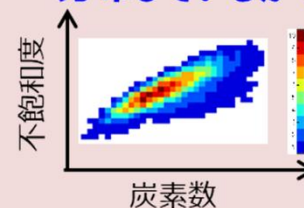
FT-ICRMS & PONA-GC GCxGC  
↓  
成分予測モデル



どのような分子が



どのように分布しているか?

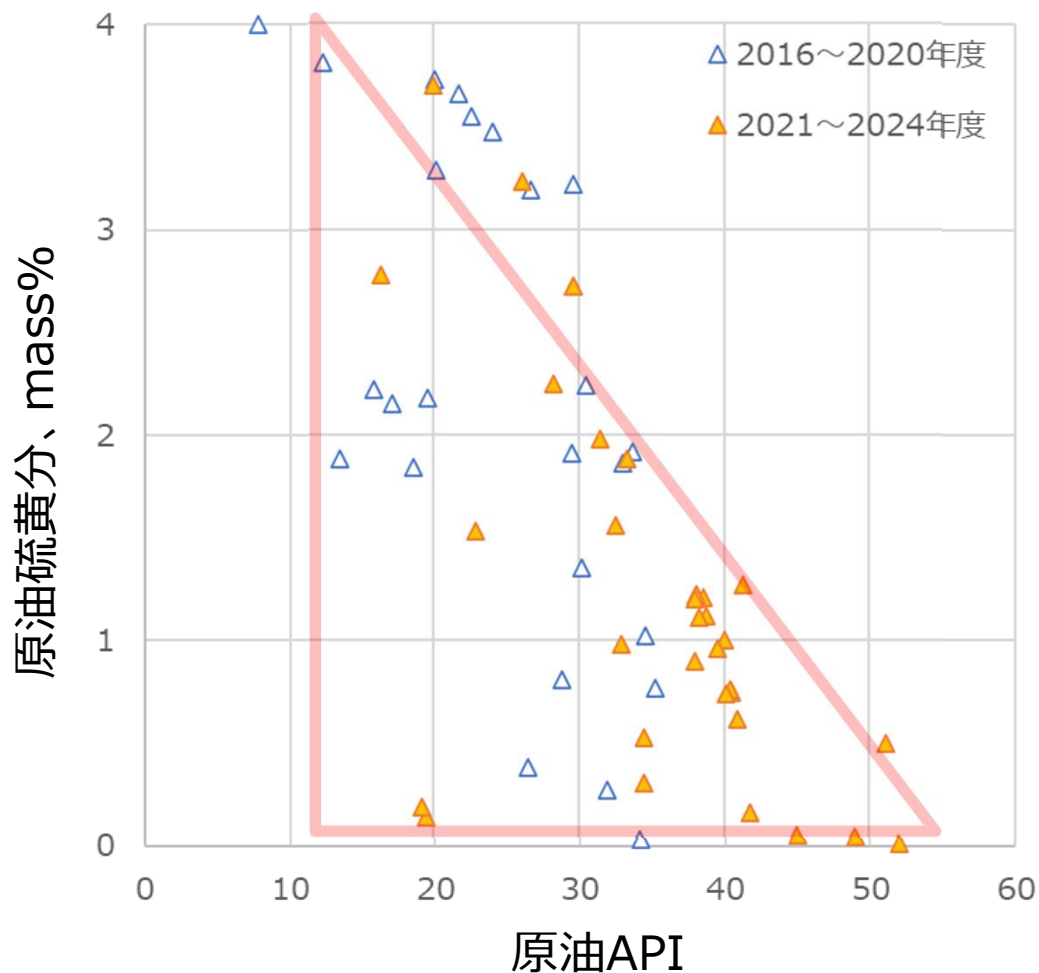


JACD : Juxtaposed Attributes for Chemical-structure Description

# 教師データ作成の範囲(原油DB構築)

- 2021～2025年度で36件、過去累計61件のDB構築が完了。(左図)  
 ……事業目標を達成
- 国内輸入トップ20原油 (右図)を含む。2025年度国内輸入量の98%に対応。

## 原油API/硫黄分の関係



## 国内輸入トップ20原油名と産油国

No	産油国	原油名
		日本語
1	Saudi Arabia	アラビアン・イキストラ・ライト
2	Saudi Arabia	アラビアン・ライト
3	UAE	マーバン
4	UAE	ダス
5	Kuwait	クウェート
6	UAE	アッハール・ザクム
7	Saudi Arabia	アラビアン・ヘビー
8	Qatar	カタール
9	Russia	ソコール
10	Qatar	アル・シャヒーナ
11	Qatar	カタール・マリーン
12	Oman	オマーン
13	Kuwait	クウェート・スーパー・ライト・クルド
14	Bahrain	バハリン・アラブ・ミディアム
15	Russia	イスホ・ブレンド
16	アメリカ合衆国	WTIミッドランド
17	Saudi Arabia	アラビアン・スーパー・ライト
18	Saudi Arabia	アラビアン・ミディアム
19	Ecuador	ナホ
20	Iraq	バスラ・ライト

METI統計・令和元年度原油輸入実績データを加工

# 性状/成分予測モデルの作成フロー

## □ 性状予測モデル

説明変数を変えて、目的変数150項目（原油・留分の一般性状と組成）を予測

↳ 原油性状(密度/硫黄分/残留炭素など)、原油FTIRスペクトル

## □ 成分予測モデル

混合原油を対象に、目的変数（LSR～AR留分の成分情報）を予測

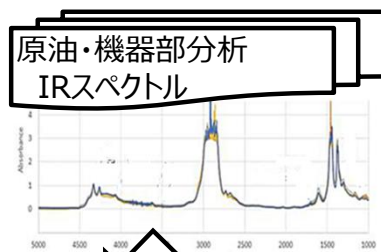
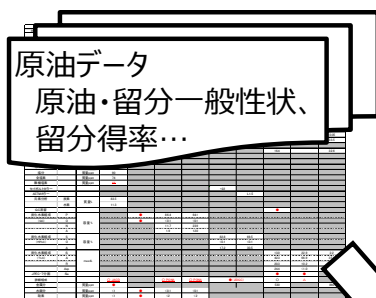
## □ 成分予測-高沸点成分推定モデル

FT-ICR MSで測定が難しい高沸点成分を推定

静岡大学  
から発表

世界の原油の  
成分情報を網羅

教師  
データ



実測FT-ICR MSデータ  
(DBE50以下)

モデル  
構築

機械学習



FT-IR  
(透過,ATR)

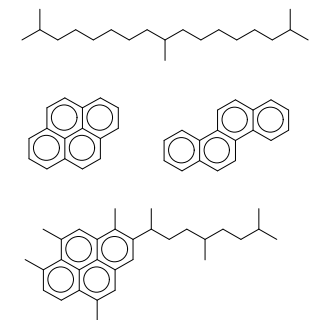
深層学習手法で  
巨大成分を推定

原油・留分の一般性状・組成

性状予測モデル

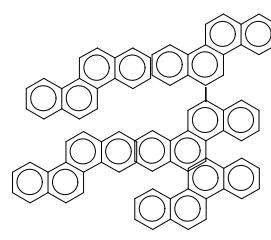
成分情報 10万成分

目的  
変数



成分予測モデル

≥DBE51



高沸点成分  
推定モデル

目的  
変数

項目名	単位	測定値	予測値
密度	15°C	0.85	0.85
運動粘度	15°C	100	100
動粘度	30°C	50	50
動粘度	40°C	30	30
動粘度	50°C	20	20
硫黄分	wt%	0.5	0.5
窒素分	wt%	0.1	0.1
炭素分	wt%	85	85
酸素分	wt%	1	1
水	wt%	0.1	0.1
灰分	wt%	0.1	0.1
芳香分	wt%	30	30
非芳香分	wt%	70	70
抽出率	wt%	90	90
抽出率	wt%	80	80
抽出率	wt%	70	70
抽出率	wt%	60	60
抽出率	wt%	50	50
抽出率	wt%	40	40
抽出率	wt%	30	30
抽出率	wt%	20	20
抽出率	wt%	10	10
抽出率	wt%	5	5
抽出率	wt%	2	2
抽出率	wt%	1	1
抽出率	wt%	0.5	0.5
抽出率	wt%	0.2	0.2
抽出率	wt%	0.1	0.1
抽出率	wt%	0.05	0.05
抽出率	wt%	0.02	0.02
抽出率	wt%	0.01	0.01
抽出率	wt%	0.005	0.005
抽出率	wt%	0.002	0.002
抽出率	wt%	0.001	0.001
抽出率	wt%	0.0005	0.0005
抽出率	wt%	0.0002	0.0002
抽出率	wt%	0.0001	0.0001
抽出率	wt%	0.00005	0.00005
抽出率	wt%	0.00002	0.00002
抽出率	wt%	0.00001	0.00001

# 報告内容

## 1. 技術開発の狙い

## 2. 2021～2025年度技術開発

### ①原油系

予測モデルの教師データ作成(原油DB構築)

予測モデルの学習モデル構築→未知原油答合せ→活用  
性状予測モデル

成分予測モデル

### ②低炭素原料

一般性状データベースの構築

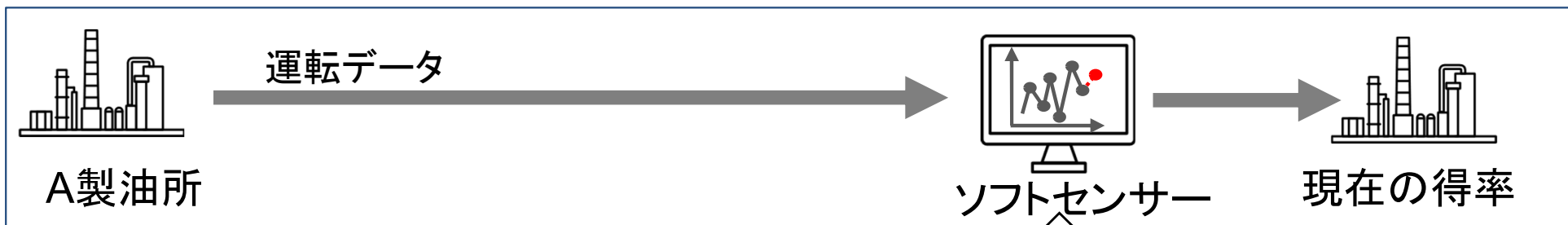
Co-Processingに向けた成分情報の把握

## 3. まとめと課題

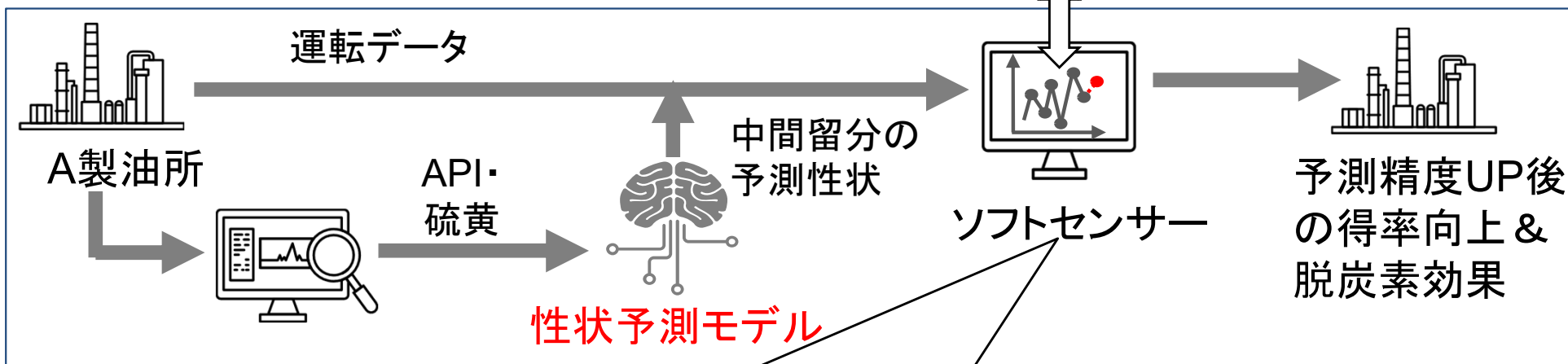
# 性状予測モデルの背景

- 現状
  - ・製油所では、原油切り替えの際に、買い付けた原油の性状データベース情報を基に、運転計画を作成
  - ・原油切り替え開始後は、オンラインアナライザー、ラボの試験結果やソフトセンサーから運転調整
- A製油所において、過去に処理した混合原油のAPI/硫黄分を従来の性状予測モデルから推察し、性状予測モデルの予測結果をソフトセンサーの説明変数として有用か評価

現在の運用

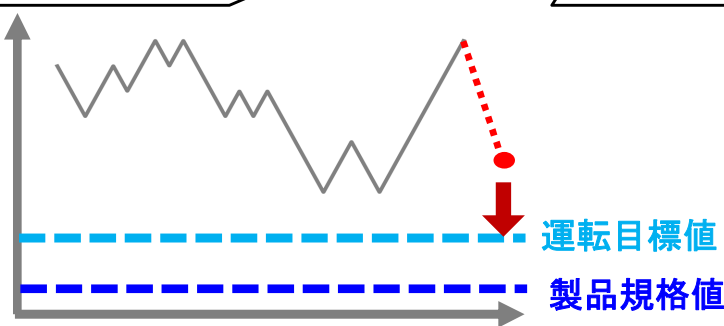


想定シナリオ



ソフトセンサー予測  
運転に重要な中間留分の  
性状を予測する

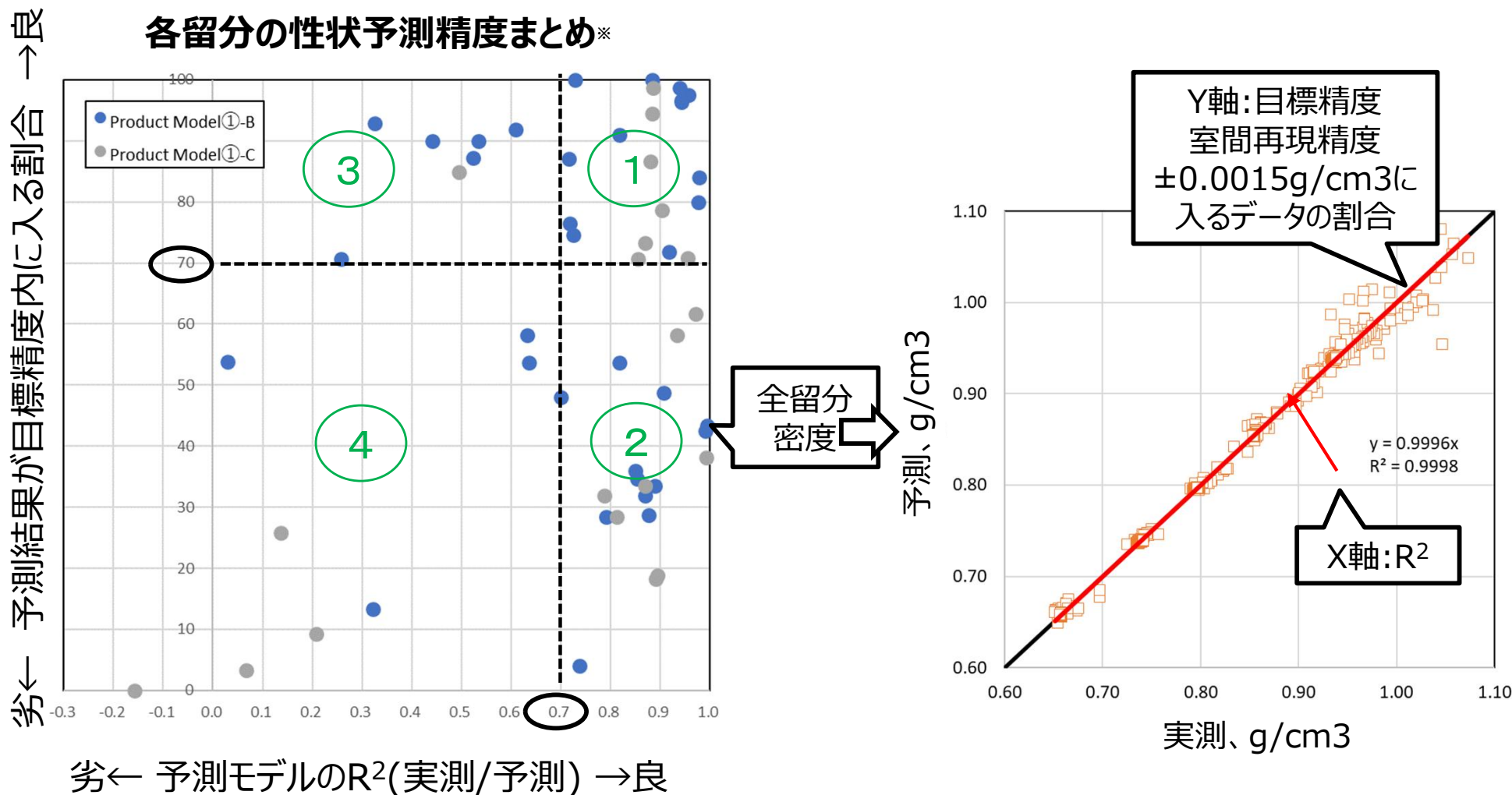
予測誤差に  
基づく安全シロ



ソフトセンサーの高精度化  
が製油所(CDU等)の運転  
最適化につながる

# 性状予測モデル 単品原油147項目の学習精度

- 評価指標: 決定係数 $R^2$ (0.7以上)とRMSE 目標精度: 試験法再現許容差内(70%以上)
- 予測精度はおおむねは4つに区分される
  - 区分①(得率、硫黄分、など)→予測可
  - 区分②③(密度、流動点など)→教師データ数を増やすことで、予測精度向上する見込み
  - 区分④(Fe・さび、Na,Ca・海水 など) →原油に由来しないものは予測困難

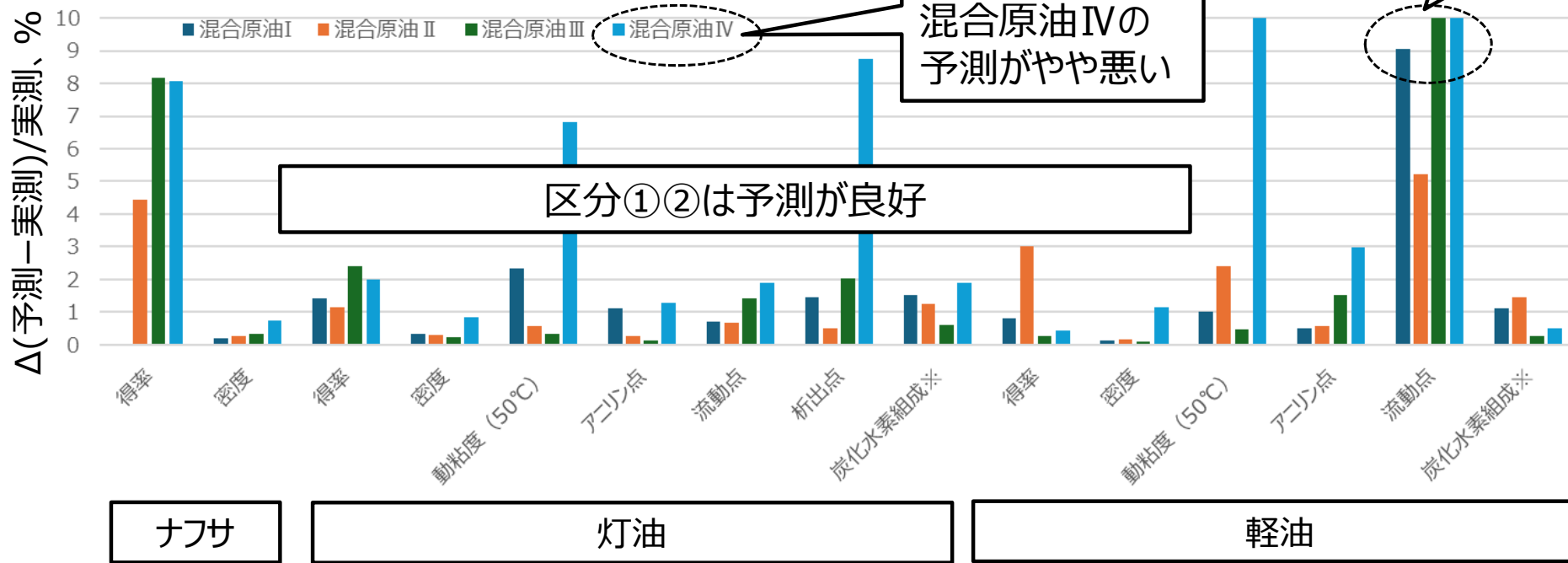


※モデルの説明変数として、API・S・FTIRを使用しているが、API・Sだけでも大きな差異が無いことを確認

# 混合原油Yの一般性状・予測

- 単品原油の性状予測モデル(学習側)を用いて、ブレンドした未知混合原油Yの留分性状を予測。
- 実測した未知混合原油YのAPI、Sを説明変数に用いれば、中間留分の予測が良好であることを確認。

混合原油			単品原油のブレンド割合,wt%					
No	API,°	S, mass%	A	B	C	D	E	F
I	38	1.6	49	20	21	10		
II	37	1.5	19	50	21	10		
III	36	1.8	19	20	51	10		
IV	29	1.8				50	34	16



- 性状項目の予測対象次第で、得率向上と脱炭素効果を両立する可能性があることがシミュレーションレベルで示唆

# 報告内容

## 1. 技術開発の狙い

## 2. 2021～2025年度技術開発

### ①原油系

予測モデルの教師データ作成(原油DB構築)

予測モデルの学習モデル構築→未知原油答合せ→活用

性状予測モデル

成分予測モデル

### ②低炭素原料

一般性状データベースの構築

Co-Processingに向けた成分情報の把握

## 3. まとめと課題

- 学習モデルの説明変数に、原油API、S、FT-IRスペクトル15,000点を使用してきた。2025年度にFT-IRの説明変数を10点に絞り込むことで学習精度を向上。↓
- 非在来原油を含む世界の原油を対象にした成分予測モデルを作成。
  - ・灯軽油留分：GCxGCの予測モデルは、世の中には無いと思われる
  - ・AR留分：従来技術のSARA-4組成に対し、成分情報モデルは250にランブ
- AR留分の学習精度に課題は残るが、 $R^2 > 0.5$ (一般的目安)は58%であった。□

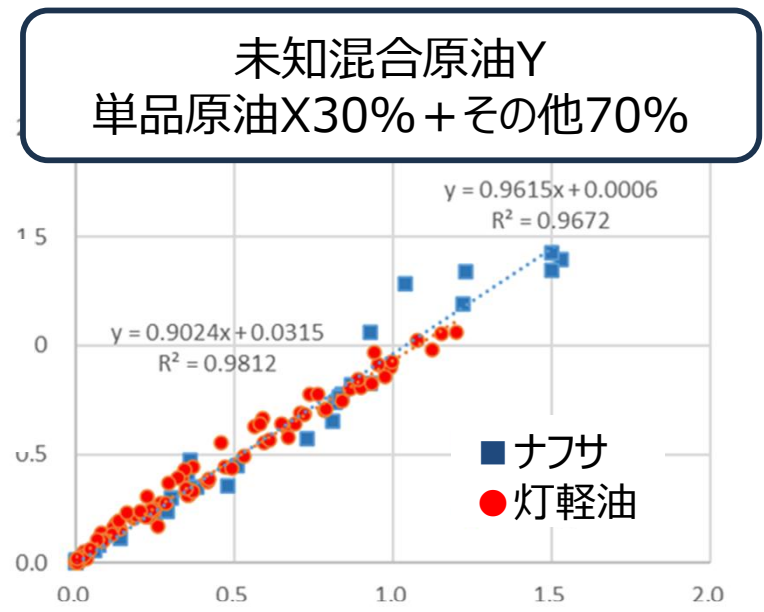
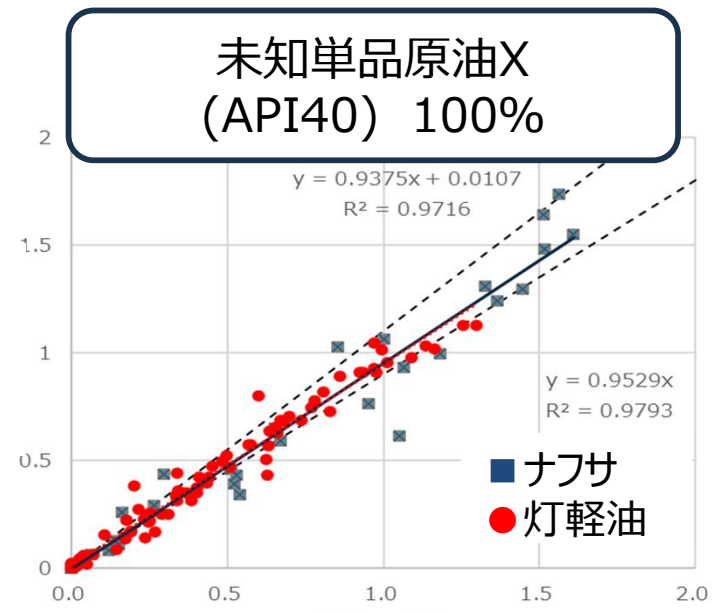
		留分				合計
		ナフサ	灯軽油	AR		
				飽和分	非飽和分	
		PIONA-GC	GCGC	FT-ICRMS		
沸点範囲		0-150℃	150-360℃	360℃+		
対象成分数		<b>50</b>	<b>150</b>	<b>30</b>	<b>220</b>	<b>450</b>
2024年度	$R^2 > 0.7$	<b>16</b>	<b>41</b>			
2025年度	$R^2 > 0.7$	<b>27</b> <b>(54%)</b>	<b>75</b> <b>(50%)</b>	<b>4</b> <b>(13%)</b>	<b>47</b> <b>(21%)</b>	<b>153</b> <b>(34%)</b>
	$R^2 > 0.6$	30	90	9	79	208
	$R^2 > 0.5$	<b>36</b> <b>(72%)</b>	<b>101</b> <b>(67%)</b>	<b>14</b> <b>(47%)</b>	<b>112</b> <b>(51%)</b>	<b>263</b> <b>(58%)</b>

予測/実測の  
決定係数

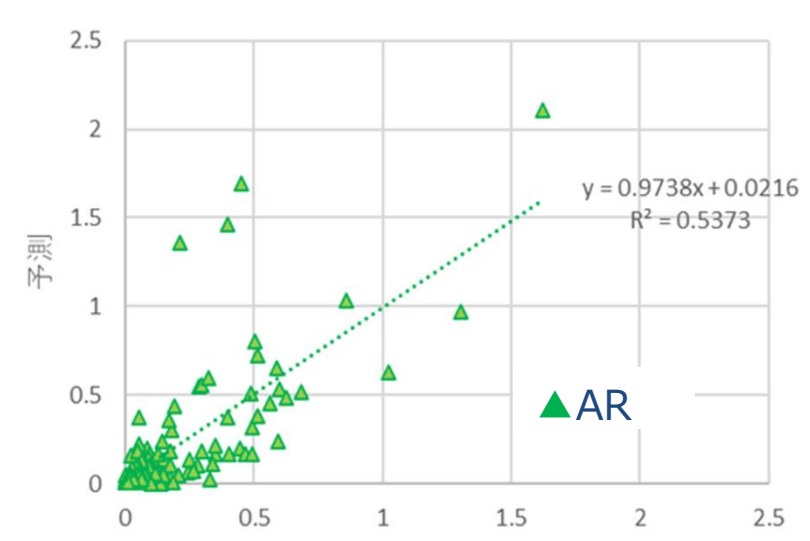
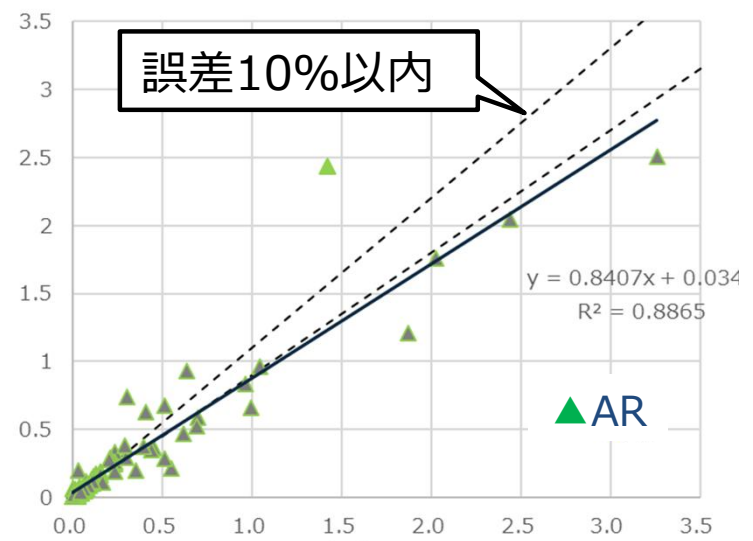
# 未知単品原油X、混合原油Yの各成分/存在量・予測

- 前ページの学習モデルを用いて未知単品原油X、3種混合原油Yの各成分/存在量を予測
  - ナフサ、灯軽油留分の実測/予測の決定係数 $R^2$ は0.9以上
  - AR留分の予測精度向上が課題

ナフサ  
灯軽油



AR



X軸：実測  
Y軸：予測

# 成分予測モデルの石油会社活用案

□ 成分予測モデルとペトロリオミクス技術の活用について、石油会社等との議論を通じて、下記2案を設定した。

	活用案①	活用案②
ターゲット	CDU制御	原油貯蔵管理（ファウリング抑制）
目的	CDUのリアルタイム運転最適化制御を行い、経済性と脱炭素（省エネ）を両立させる	<ul style="list-style-type: none"> <li>原油混合時に原油タンク内で発生するスラッジ≒産廃処理量を削減する。</li> <li>（原油熱交のファウリング原因物質と想定されることから、将来の抑制につながる）</li> </ul>
成分予測モデルの開発 範囲	CDUからの留分抽出し または各留分製品規格 （特に高沸点側）	<ul style="list-style-type: none"> <li>混合原油全体の成分情報のバランス</li> <li>スラッジに相当する高沸点成分</li> </ul>
	性状予測モデルで予測が難しい マイクロ成分が影響し、混合時の 加成性が成り立たない項目 （例：低温性能、全酸価）	原油混合時の軽質留分とアスファルテン （高沸点成分）の安定性変化

# 活用① 未知単品原油Xの蒸留曲線

- 予測した成分に沸点情報を与え、蒸留曲線を描いたところ、実測値 (GC等)との平均誤差は5℃以内  
→減圧蒸留試験法室間誤差精度※と同じレベル

※真空条件で精度規定が異なる

- 予測モデルの利点

- ①実験時間の短縮

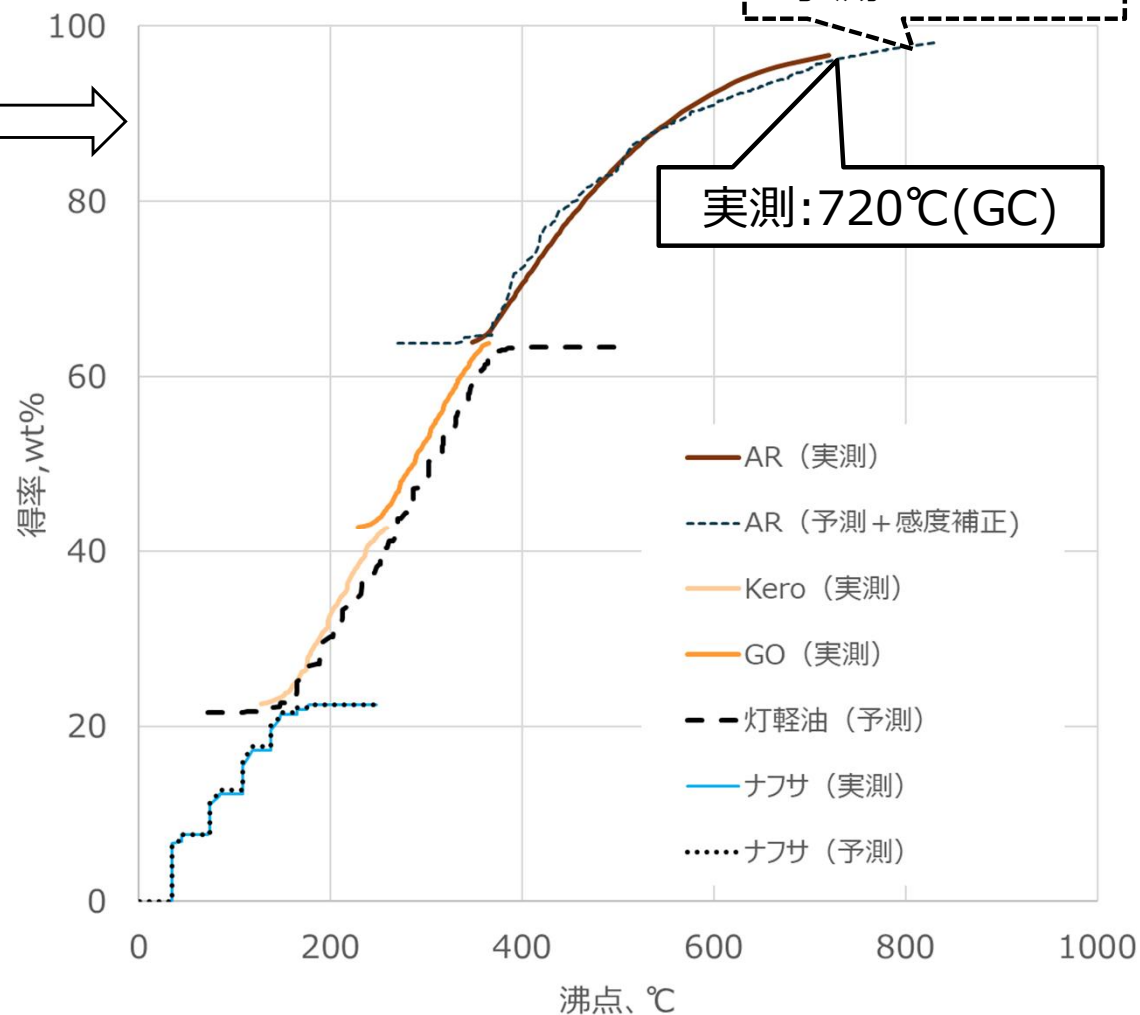
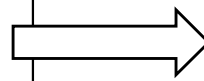
原油の簡易測定で、一般性状と詳細成分の予測値が得られる

- ②蒸留

VR留分に相当する～850℃の推定が可能

- ③JPEC物性計算

10万の成分情報に対して、密度、粘度値、ハンセン溶解度・HSPを付与可能



成分予測精度に一部の課題はあるものの、処理実績の多い代表的な混合原油については、簡易測定結果からCDU装置の蒸留カット予測が可能と考える

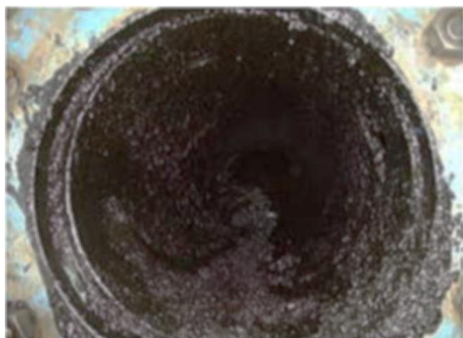
# 活用② 原油混合安定性

非在来型原油や超重質原油をはじめとする未利用原油を取扱う場合、上流から処理プロセスの各段階において多岐にわたる課題が発生

未利用原油使用時の課題例			課題を起こす主要因
製油所への輸送時	パイプライン輸送で	抵抗低減剤の効果が出ない	原油中のアスファルテンの凝集性
	原油タンカー輸送で	スラッジの発生	配管内での他原油との混合
貯蔵タンク内	貯蔵中に	スラッジの発生	他原油との混合や 原油中のアスファルテンの凝集性
蒸留前段	輸送配管内で	スラッジの発生	他原油との混合
	原油予備加熱熱交で	ファウリング発生	原油中のアスファルテンの凝集性
蒸留装置	常圧蒸留塔で	蒸留の切れ悪化	軽質原油との不適切な混合

## ➤ 輸送・備蓄

パイプライン閉塞



<http://www.pektech.co.jp/pipecleaner.html>  
Pipeline Engineering

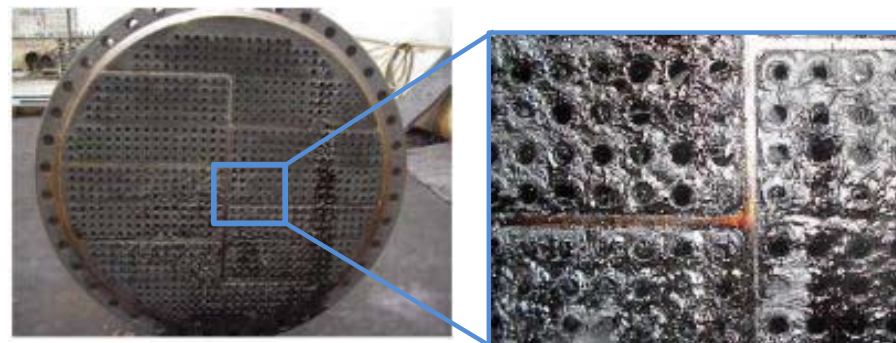
タンクでのスラッジ堆積



<http://www.shimura1948.co.jp/cleaning/service.html>  
株式会社シムラ

## ➤ 石油精製工程

熱交換器のスラッジによる閉塞



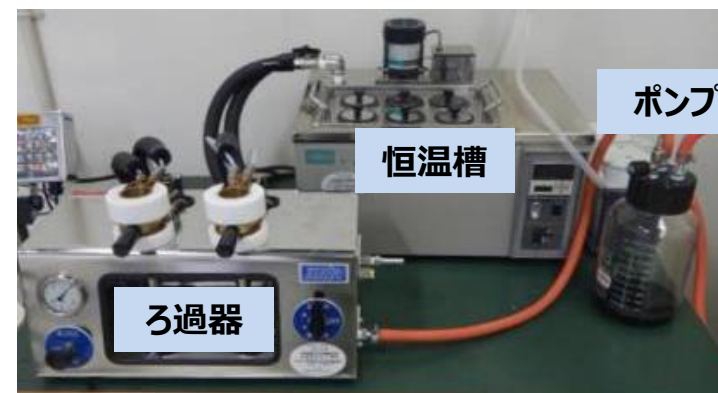
# 混合原油比率とドライスラッジ量の変化

【試験名称】実在ドライスラッジ試験方法

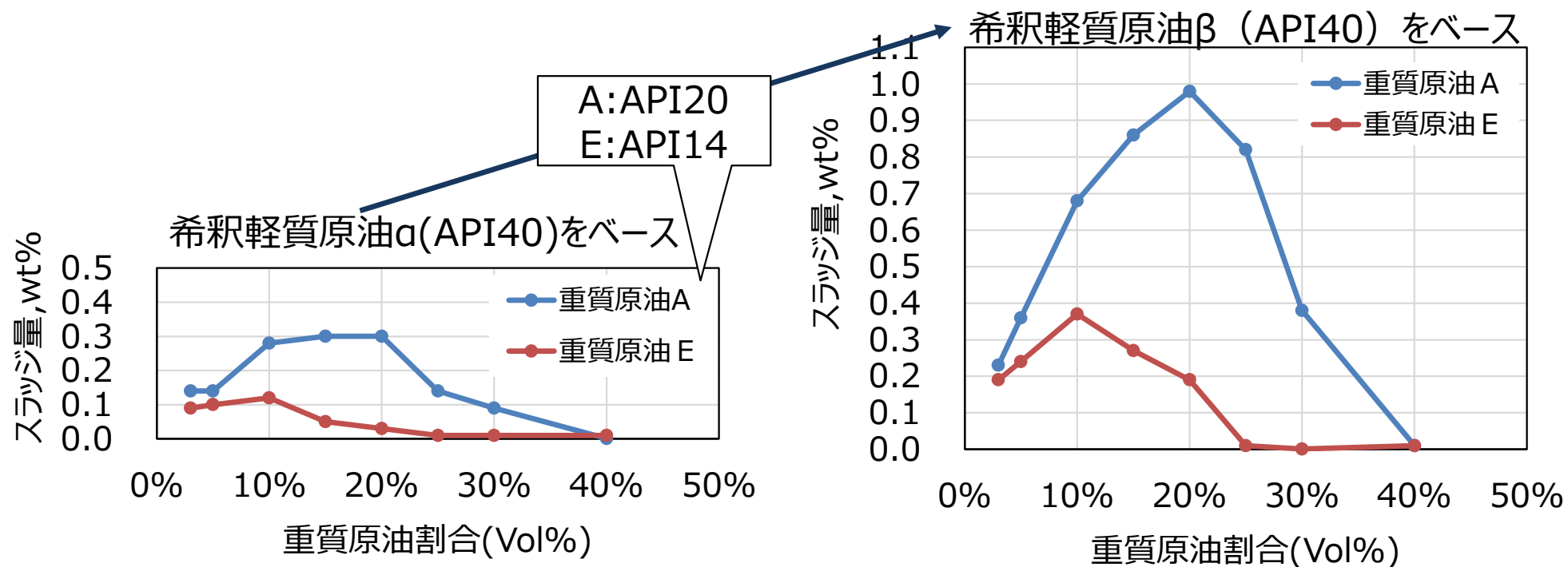
【試験番号】ISO10307-1

【試験概要】

100℃に加温されたる過器を用いて吸引ろ過を行い、  
1μm以上の**金属フィルター上の残渣**の質量を測定



- 単品原油のスラッジ量は<0.01%だが、混合原油では、超重質原油（A・E）と軽質原油（α・β）の組み合わせによらず、重質原油比率10～20%のときに極大値を持つ。
- 重質原油の成分影響≒アスファルテンは、ペトロリオミクス技術（FT-ICR MS）を駆使することで解決できるのではないか？



# 成分情報を用いたスラッジ予測式

## 教師データ作成

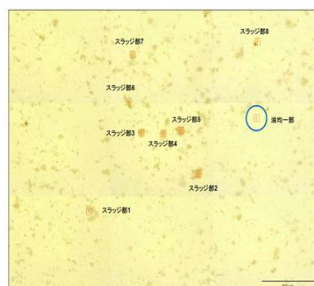
- ・ドライスラッジ量を実測
- ・比率の異なる2原油、複数原油の100点  
(右表は超重質原油10%ケース)

		超重質原油10%							
		サウジ	サウジ	エクアドル	エクアドル	ブラジル	メキシコ		
API 28		26	16	23	13.5	20			
S 2.9		3.2	2.8	1.5	1.88	3.7			
Asphaltene 2.7		4.10	10.60	8.50	11.36	9.86			
希釈原油90%	米国	API45	S0.02	0.09	0.21	0.61	0.52	0.99	
	サウジ	49	0.05	0.07	0.17	0.21	0.43	0.82	
	米国	42	0.16		0.04	0.26	0.32	0.70	0.75
	UAE	40	0.75	0.02	0.04	0.03	0.05		0.54
	UAE	39	1.21	0.01	0.01	0	0.10		0.39
	サウジ	40	0.96	0	0	0	0.03	0.10	0.28
	サウジ	33	1.86			0	0	0	0

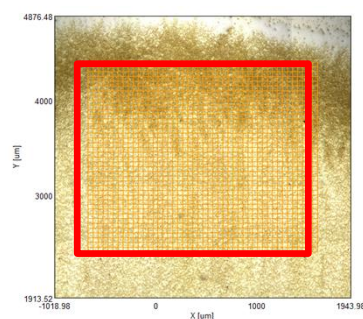
## 要因解析 (画像解析、FT-ICR MSを用いた影響成分の把握)

ドライスラッジ量、単位:wt%

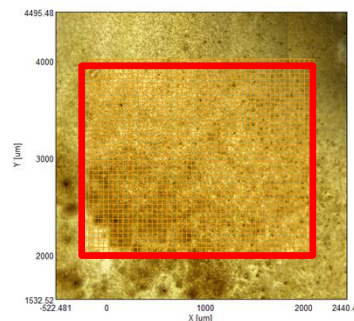
0.01



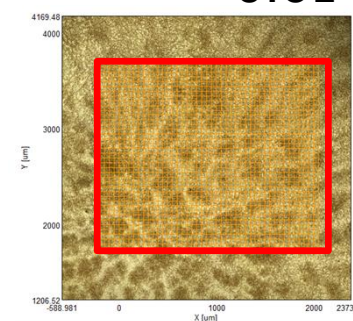
0.21



0.39



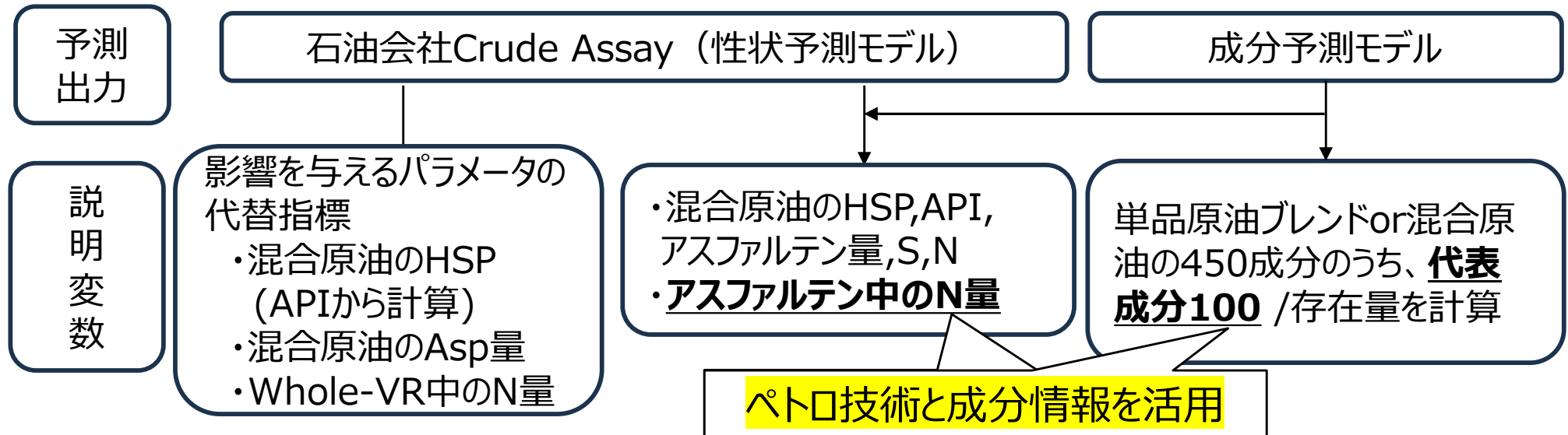
0.61



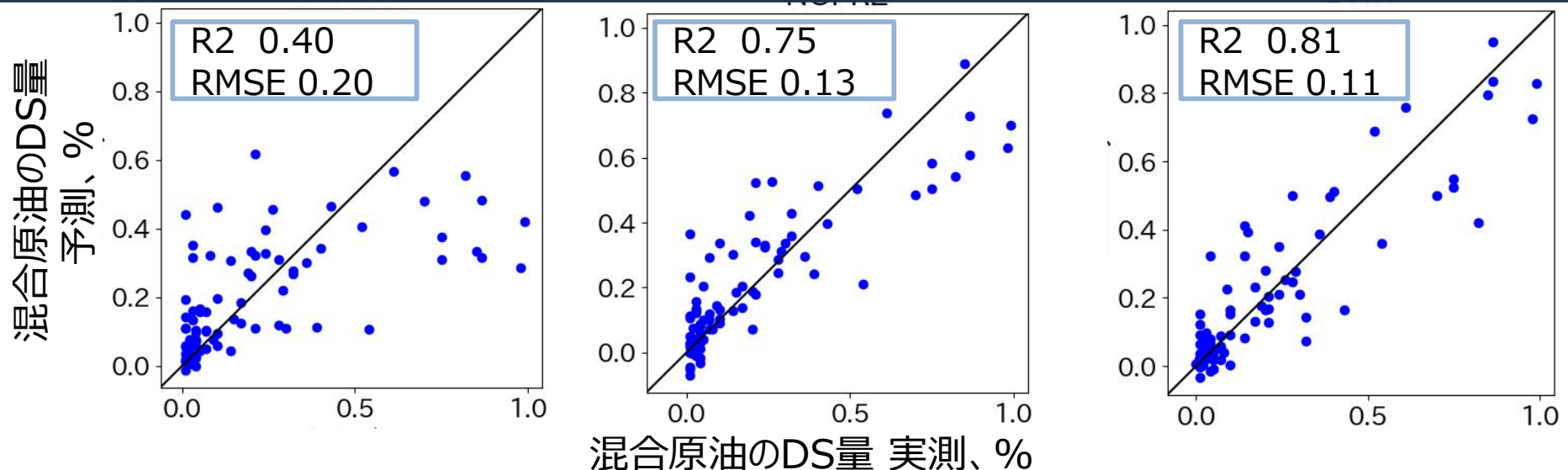
アスファルテン中の特定の構造を有する窒素化合物とドライスラッジ量との相関が高い事を解明

# ドライ斯拉ッジ量の予測

3ケースの説明変数を用いて、ドライ斯拉ッジ量の予測式を検討した結果、成分予測モデル or Crude Assayとドライ斯拉ッジに寄与する成分情報を用いれば、高い決定係数R2かつRMSE0.13%以内での予測が可能



目的変数：混合原油のドライ斯拉ッジ量



# 報告内容

## 1. 技術開発の狙い

## 2. 2021～2025年度技術開発

### ①原油系

予測モデルの教師データ作成(原油DB構築)

予測モデルの学習モデル構築→未知原油答合せ→活用

性状予測モデル

成分予測モデル

### ②低炭素原料

一般性状データベースの構築

Co-Processingに向けた成分情報の把握

## 3. まとめと課題

# 低炭素原料の成分情報を得るための分析装置導入

- 石油系成分情報（ペトロリオミクス技術）は、石油会社での活用ステージに移行
- 低炭素原料は32種を調達・分析を行い、一般性状をDB登録。・・・事業目標完了
- 将来の国内製油所のCo-Processingに必要な低炭素原料・ペトロリオミクス(仮)の基盤技術整備

	調達	性状分析	成分分析	処理影響 評価等	反応性 評価	システム 公開
石油系	国内石油 会社他 61件	一般性状 & 蒸留性状	FTICR MS分析	(公知)	2016- 2021年度 にHTE評 価(RDS)	2026年度
低炭素 原料	海外調査 原料調達 32種	↑	LCTOF MSを選定	腐食影響	大学共研	

石油系と低炭素原料の  
成分情報の共通化

トール油を用  
いた基礎検討

信州大学様  
東京農工大学様  
から報告

# 低炭素原料DB（一部抜粋）

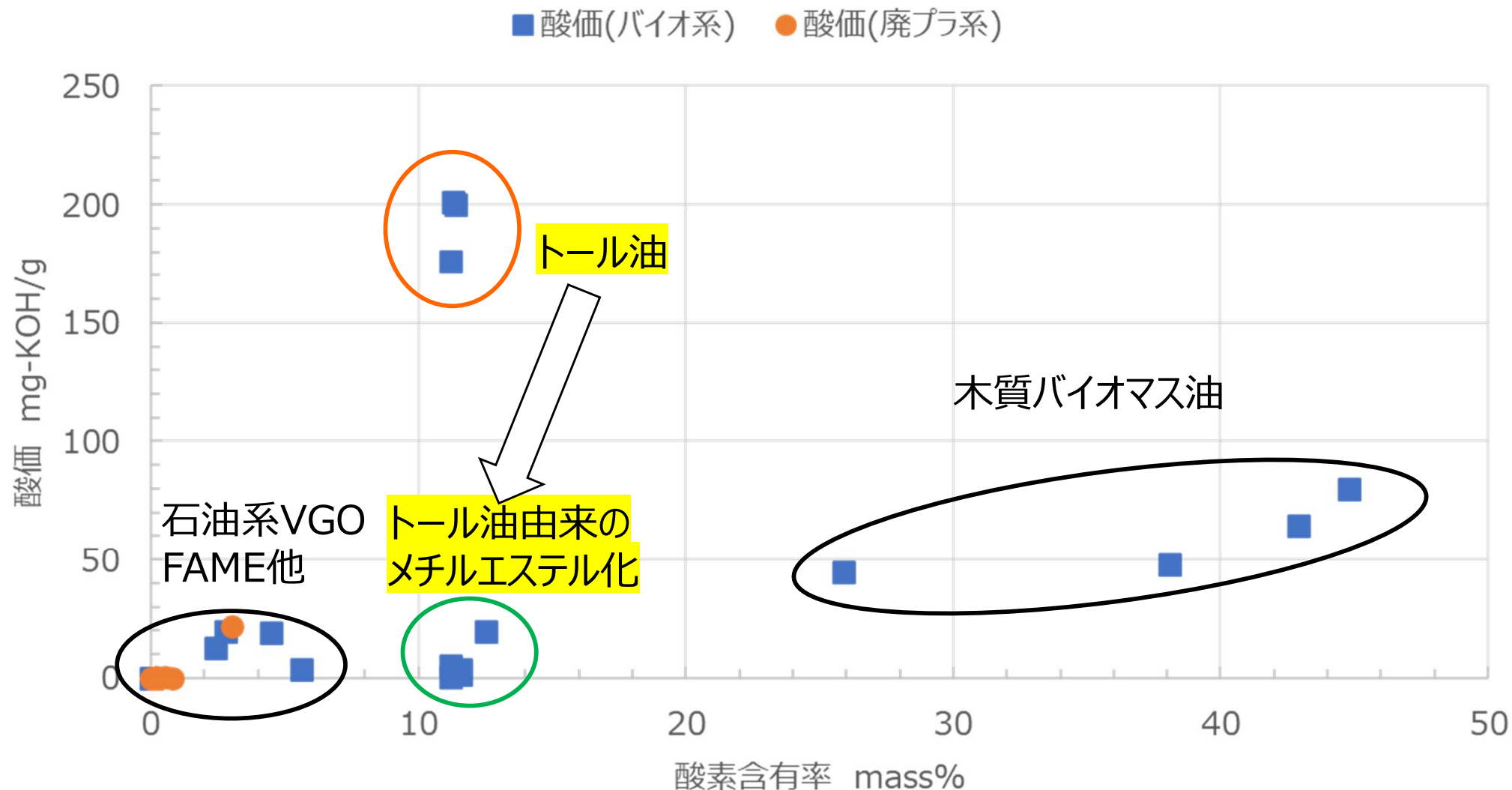
- 累計32種類の低炭素原料の一般性状を評価。  
【内訳】バイオマス由来油／17点 廃プラスチック再生油／14点 合成燃料／1点
- 調査情報により、製油所の既存設備利用における腐食懸念要素は酸価・塩素分。
- 微量分析計による塩素分測定から、バイオマス由来油の塩素分は石油系事前処理は不要と考察。

試験項目名	単位	石油系	低炭素原料			
		中東原油 未脱VGO	脂肪酸メチル エステル (FAME)	トール油①※	トール油由来 のメチルエステ ル	木質 熱分解油 (FBPO)※※
密度(15℃)	g/cm <sup>3</sup>	0.940	0.885	0.9041	0.890	1.220
動粘度(50℃)	mm <sup>2</sup> /s	131	4	13.2	4.2	51
酸価	mgKOH/g	0.08	0.5	197	<0.5	80
水分	質量ppm	--	192	400	800	29.6%
API°の不溶解分	質量%	<0.05	-	<0.05	<0.1	44.1
残留炭素分	質量%	0.72	-	0.11	<0.1	25.1
炭素_C	質量%	(85)	76.7	77.0	77.1	43.3
水素_H	質量%	(13)	12.1	11.5	11.9	7.4
酸素_O	質量%	<1	11.2	11.5	11.2	44.8
硫黄分_S	質量ppm	19800	3	6	<100	<100
微量窒素_N	質量ppm	600	14	43	23	350
塩基性窒素	質量ppm	--	5	<100	<100	100
微量塩素計_Cl	質量ppm	<10	3	40	23	1.4

※ハリマ化成より入手、※※海外より入手

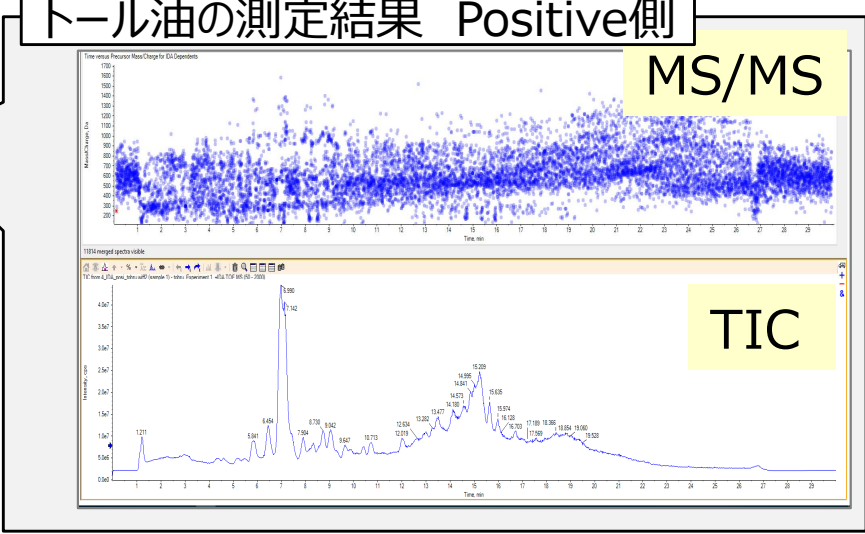
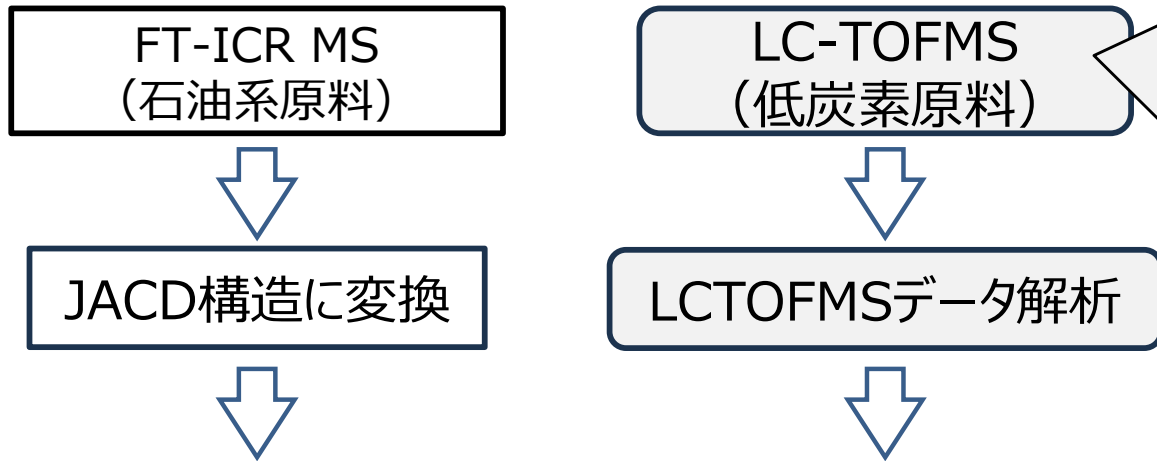
# 低炭素原料の酸素含有率と酸価

- 低炭素原料DB情報より、各油種の酸素と酸価の分布を整理。
- トール油での解析を通して、バイオマス由来油に多く含まれる含酸素化合物の成分情報を取り扱うための基盤技術整備に取り組む。



# 低炭素原料の基盤技術整備について

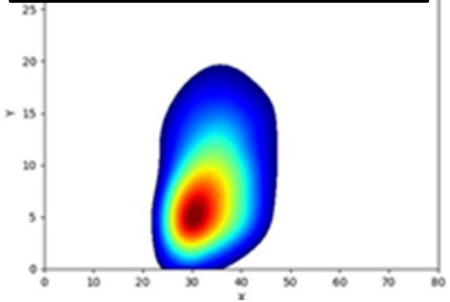
トール油の測定結果 Positive側



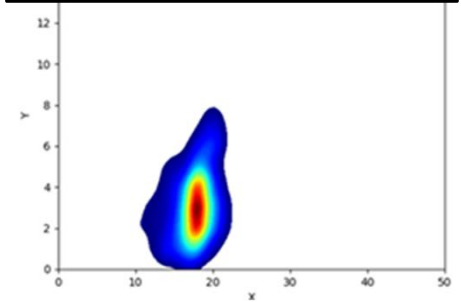
- 石油/低炭素原料の物性計算
- 分子構造分布解析 (例:炭素数/不飽和度)

石油系-物性計算式の一部(密度、沸点)が低炭素原料(酸素約10%)に適用できることを確認  
 ...次期事業で改良予定

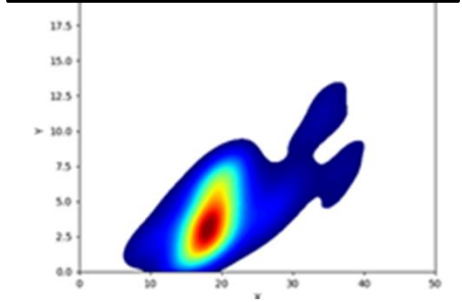
VGO  
密度:0.94 TAN 0.08



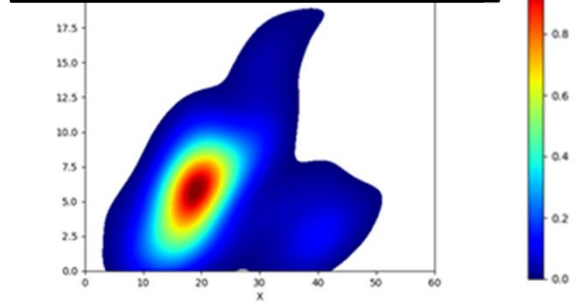
精製トール油  
密度:0.90 TAN 200



高ロジントール油  
密度:0.98 TAN 180



高ロジントール油エステル化物  
密度:ND TAN 70



VGO : X軸/炭素数0-80、Y軸/DBE 0-30 低炭素はX軸/炭素数 0-50 Y軸/DBE 0-20

現時点で分かったこと : 同じ酸価(TAN)レベルでもトール油の軽/重質の違い  
 高ロジントール油はエステル化反応により更に重質化

# 報告内容

## 1. 技術開発の狙い

## 2. 2021～2025年度技術開発

### ①原油系

予測モデルの教師データ作成(原油DB構築)

予測モデルの学習モデル構築→未知原油答合せ→活用

性状予測モデル

成分予測モデル

### ②低炭素原料

一般性状データベースの構築

Co-Processingに向けた成分情報の把握

## 3. まとめと課題

# 5カ年の成果と課題

		技術開発内容	活用先		課題
予測モデル開発	性状予測	<ul style="list-style-type: none"> <li>・混合原油を用いた原油/留分の一般性状・組成予測精度の見極め</li> <li>・製油所展開に向けたソフトセンサーの検討</li> </ul>	各予測モデルの活用先の設定・・・ 出口戦略	各活用先の脱炭素効果を確認	現場展開
	CDU入口成分予測	<ul style="list-style-type: none"> <li>・LSR～AR 留分に含まれるランプした450成分の予測モデル作成及び予測精度の向上</li> </ul>			
	高沸点成分推定	<ul style="list-style-type: none"> <li>・静岡大学様報告</li> </ul>			
ラボ/オンライン分析計		<ul style="list-style-type: none"> <li>・性状予測モデル:説明変数にAPI、Sを用いれば予測が可能</li> <li>・成分予測モデル:説明変数にFT-IRを採用することが望ましい 予測に寄与の高いFT-IRスペクトルを把握</li> </ul>			
データベース構築	原油	<ul style="list-style-type: none"> <li>・36原油評価を行い、事業目標を達成</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>・石油会社へのデータ公開</li> <li>・Co-Processing時の問題点を石油会社他と情報共有</li> </ul>		次期JPEC事業で研究を継続
	低炭素原料	<ul style="list-style-type: none"> <li>・31種類を調達・評価を行い、事業目標を達成</li> <li>・LC-TOFMS(成分構造解析)、微量塩素計(腐食成分分析)を選定、導入</li> <li>・成分分析結果と酸価との関係把握</li> <li>・低炭素特有の腐食把握</li> </ul>			

## 謝辞

本研究は経済産業省・資源エネルギー庁の  
補助事業として実施されました。  
ここに記して、謝意を表します。