# KnowItAll ソフトウェアトレーニング

KnowItAll Trendfinder を使用したケメトリックス分析

## スペクトル分析

#### KnowItAll Trendfinder を使用して Chemometrics Analysis を実行する方法

#### 目的

これらの演習では、KnowItAll Trendfinder を使用してさまざまなスペクトルのケモメティクス解析を実行する方法を示す。

#### 目的

これらの練習は KnowltAll Trendfinder をに適用するように教える

- ▶ IR
- ➤ LC-MS
- ➢ GC-MS
- ▶ ラマン
- UV-Vis

#### 背景

KnowltAll Trendfinder アプリケーションを使用すると、スペクトルおよびクロマトグラフィーデータの化学分析を実行できる。

このレッスンで使用するトレーニングファイル

C:\Users\Public\Documents\Wiley\KnowItAll\Samples

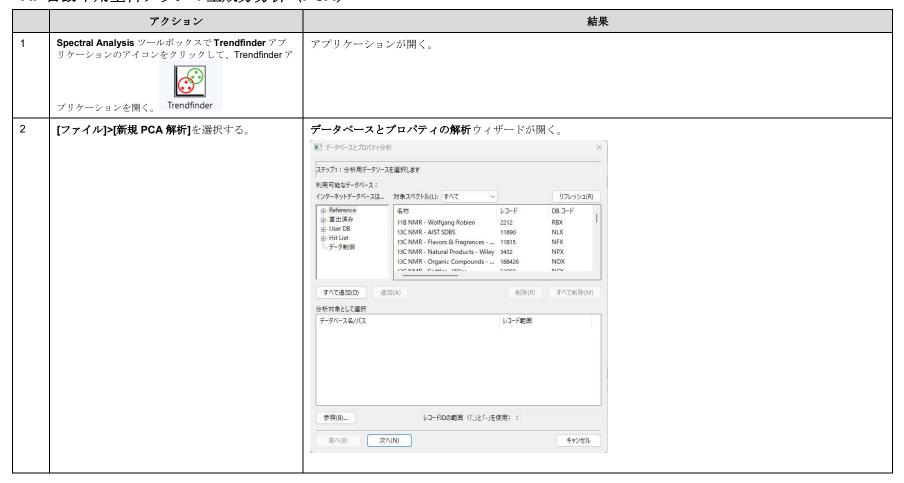
#### KnowltAll 使用されるアプリケーション

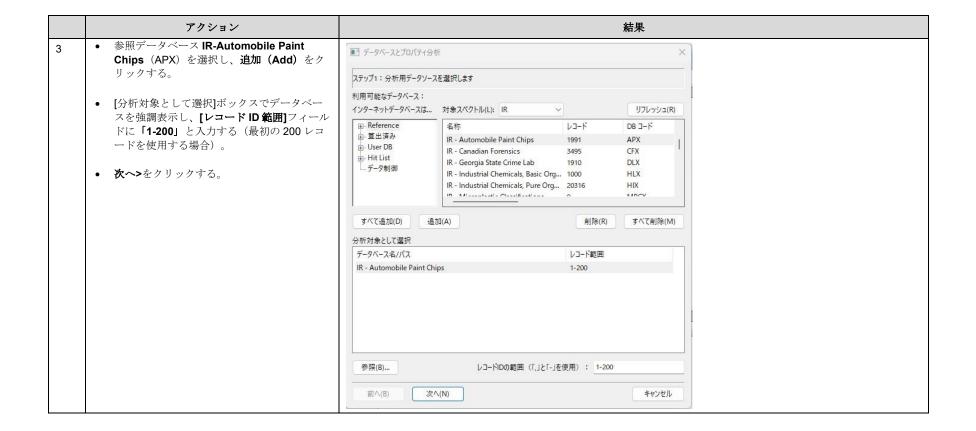
KnowltAll TrendFinder (ノウイットオール・ トレンドファインダー)

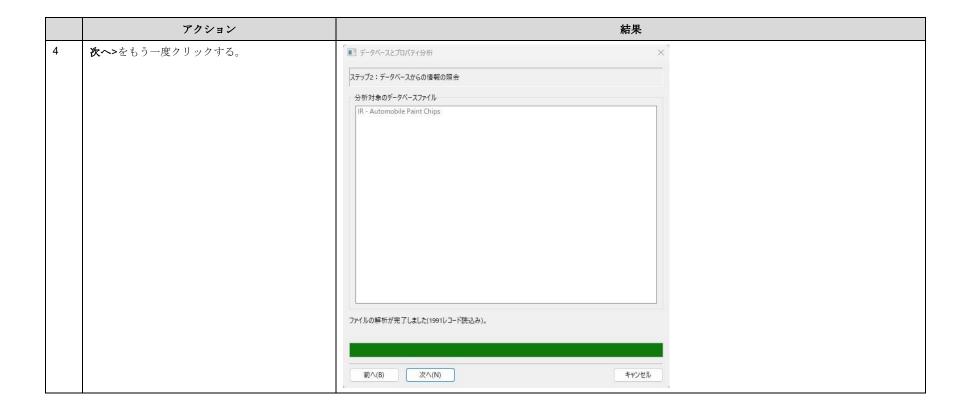


## IR の例

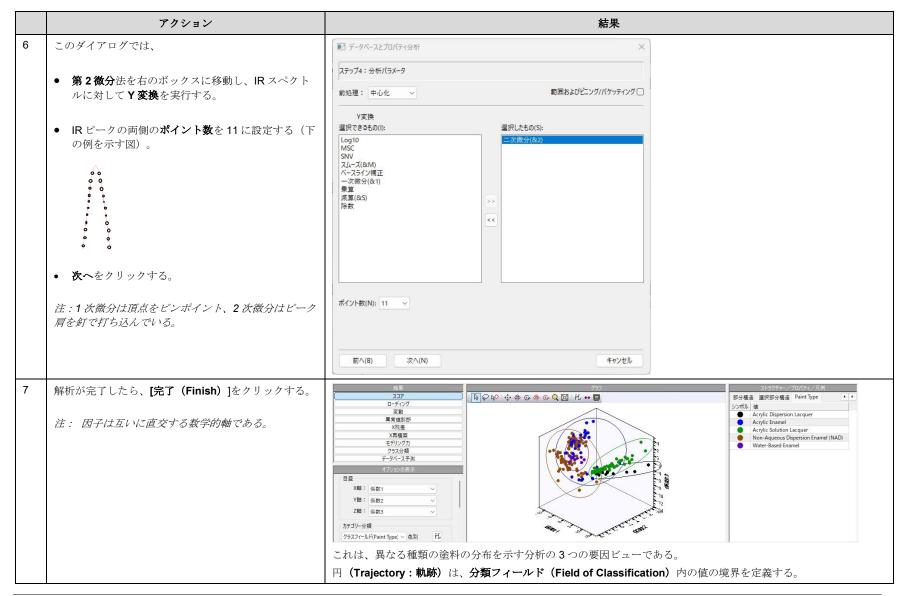
## A. 自動車用塗料チップの主成分分析(PCA)

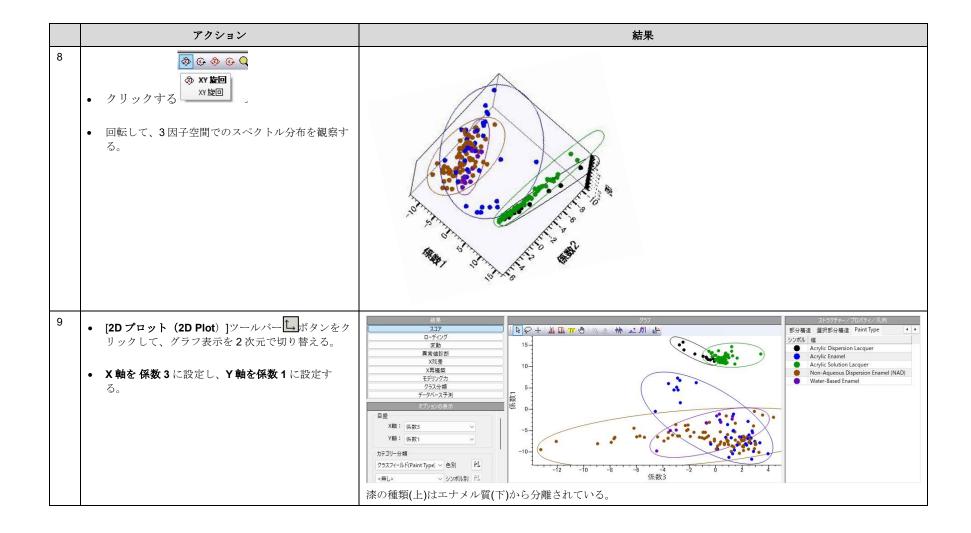




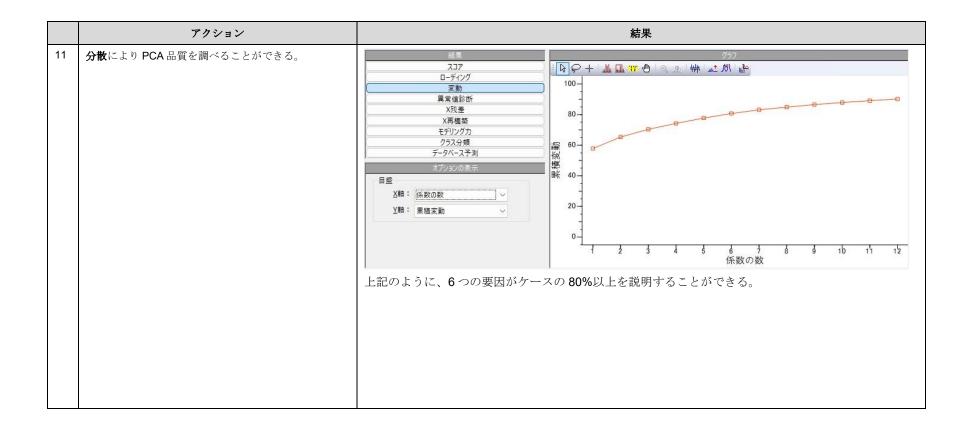


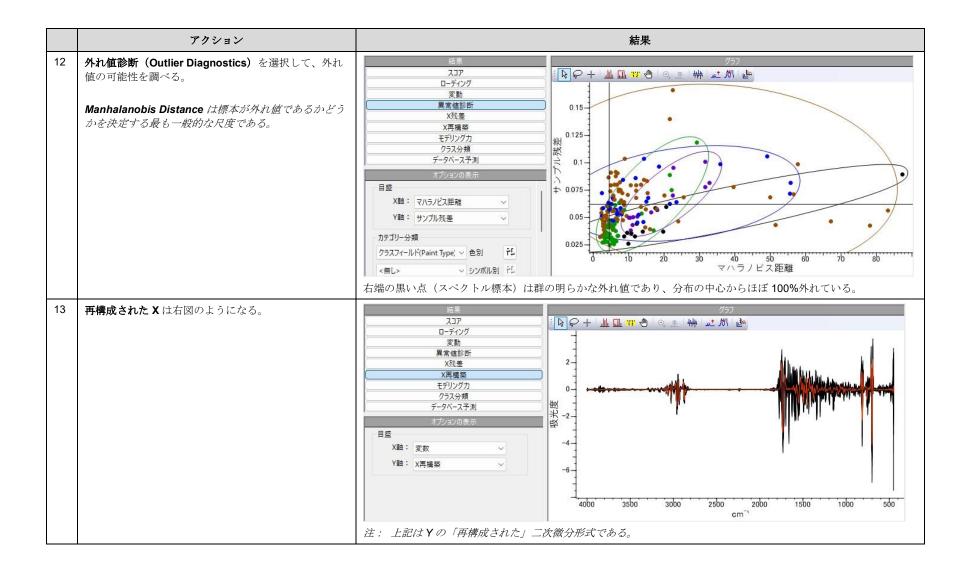




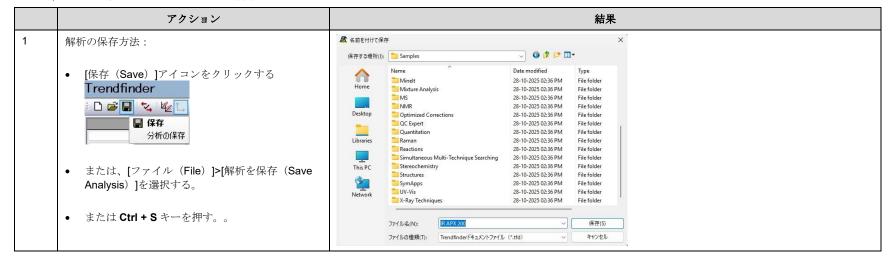


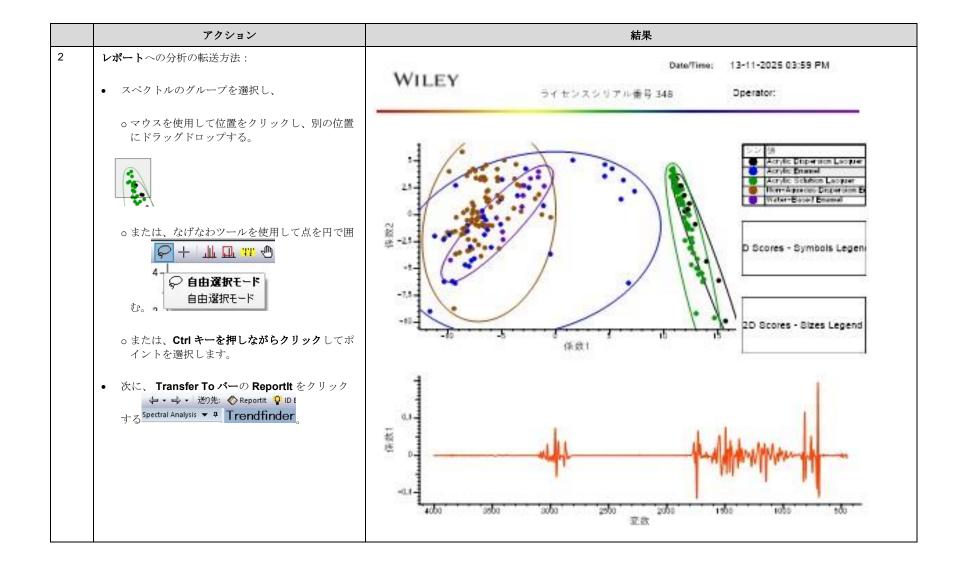






## B. 解析を保存してレポートを作成する

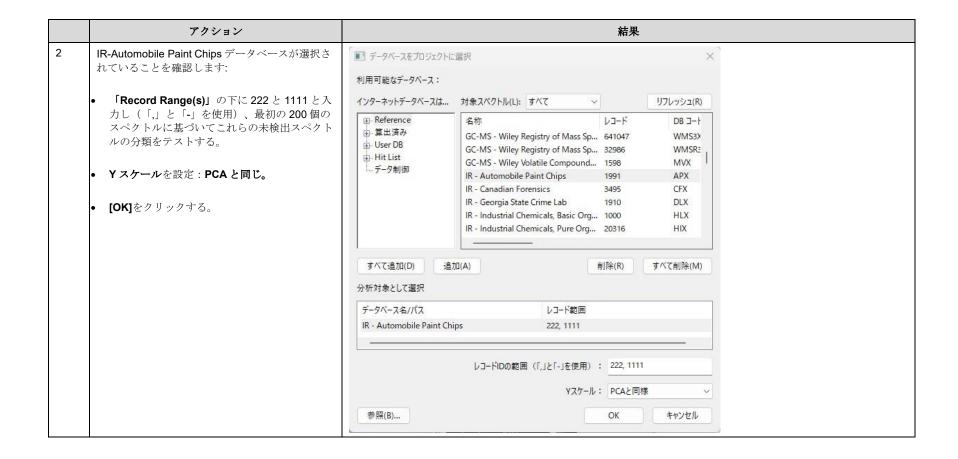


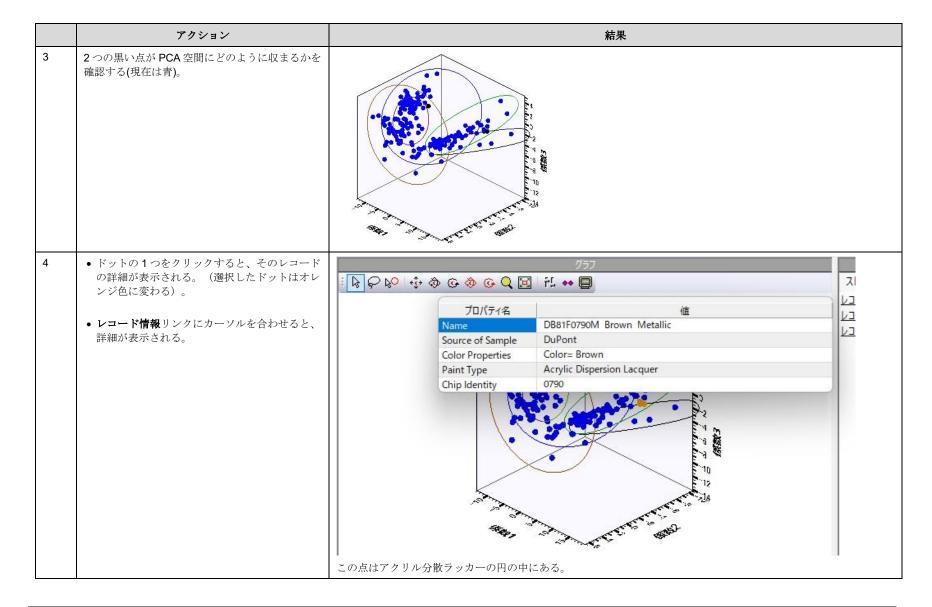




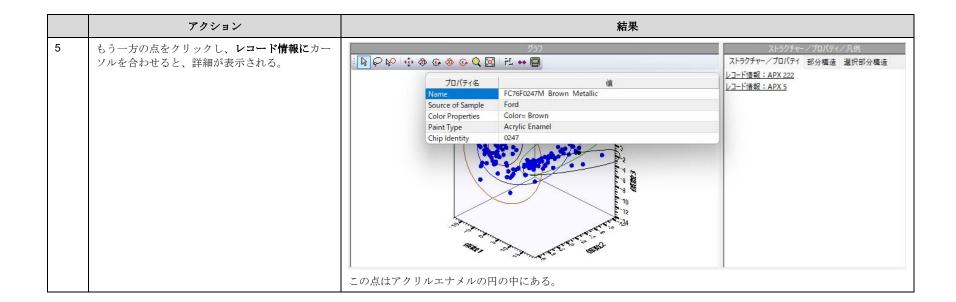
## C. 未知のスペクトルを PCA の「スペース」に投影





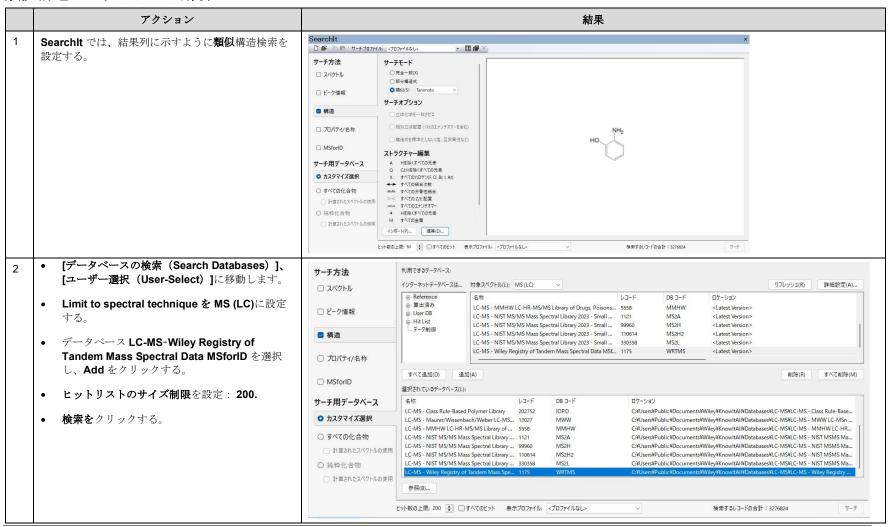






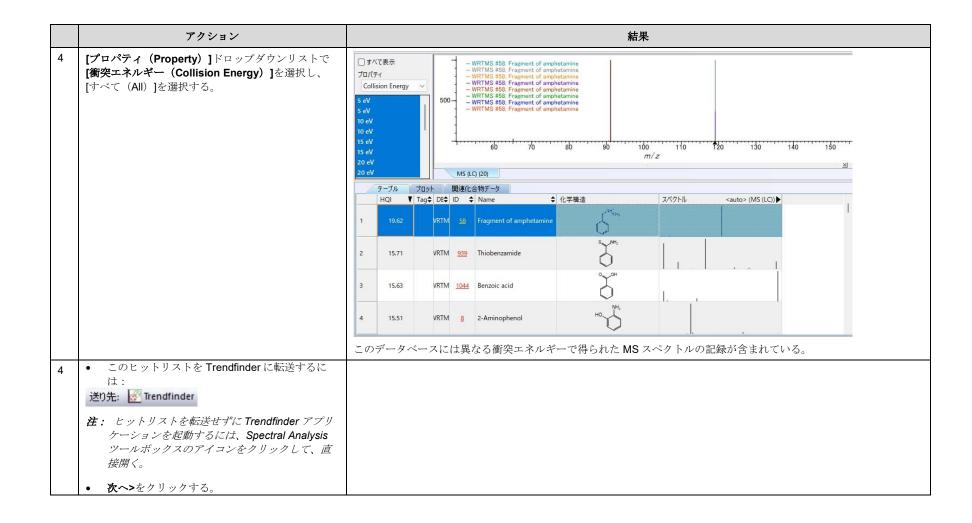
## LC-MS

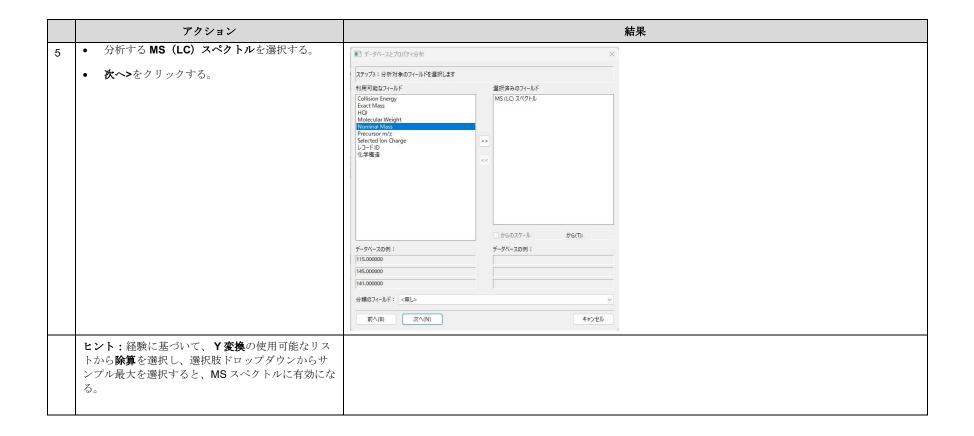
#### 類似構造のヒットリスト解析



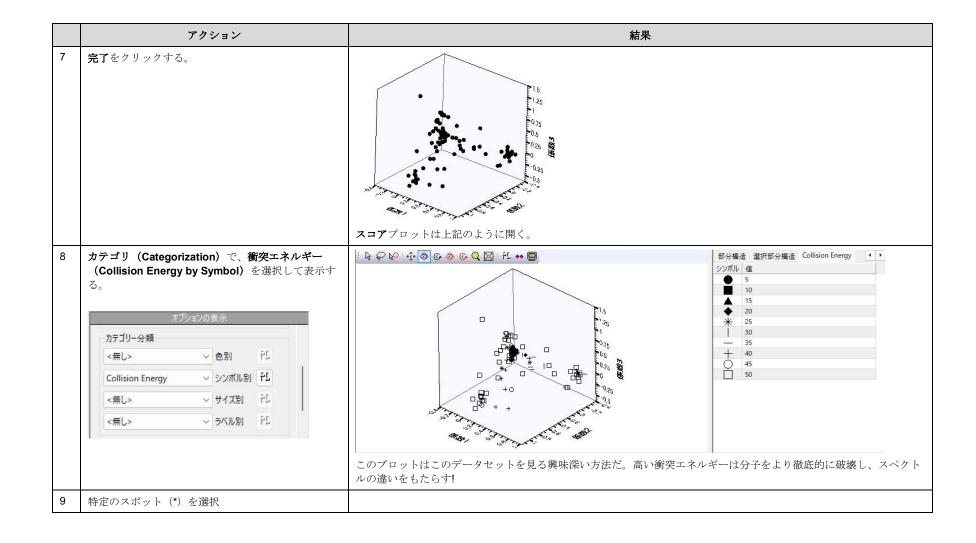
108658-REV20250813 Copyright©2025 by John Wiley & Sons, Inc. 無断転載を禁ず。



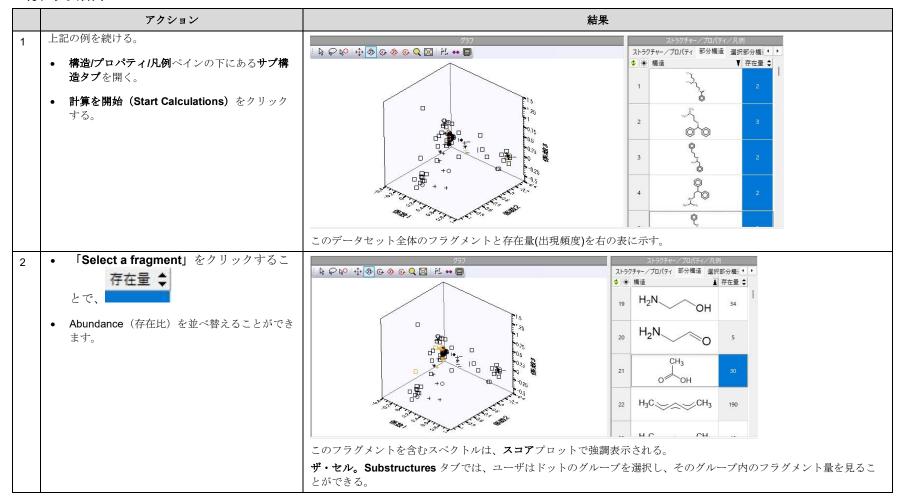


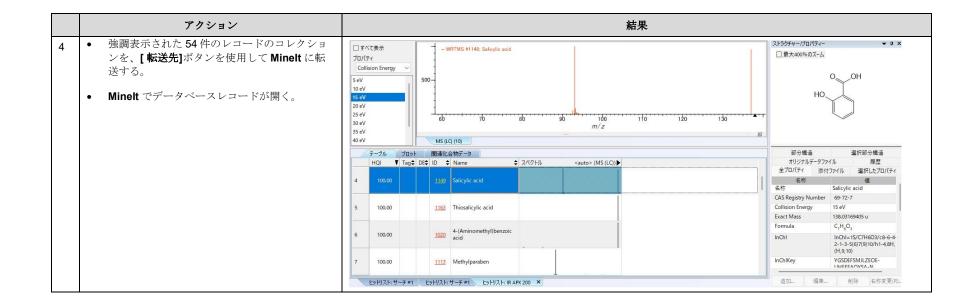






## 一般的な断片



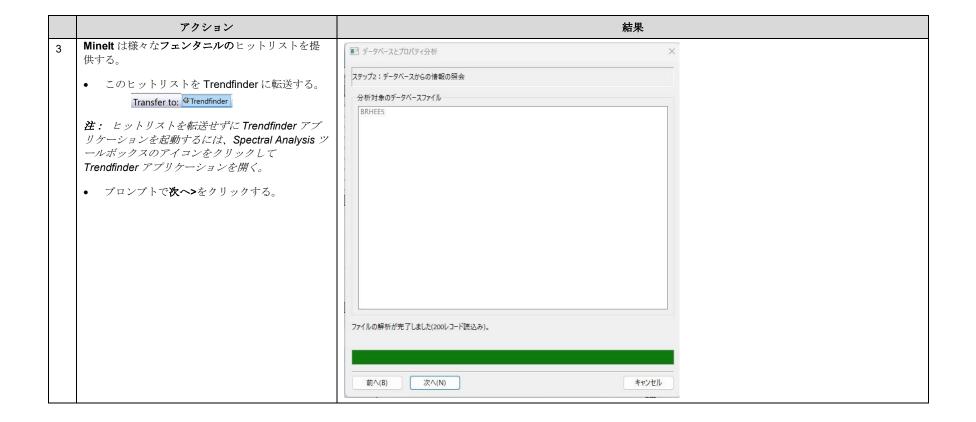


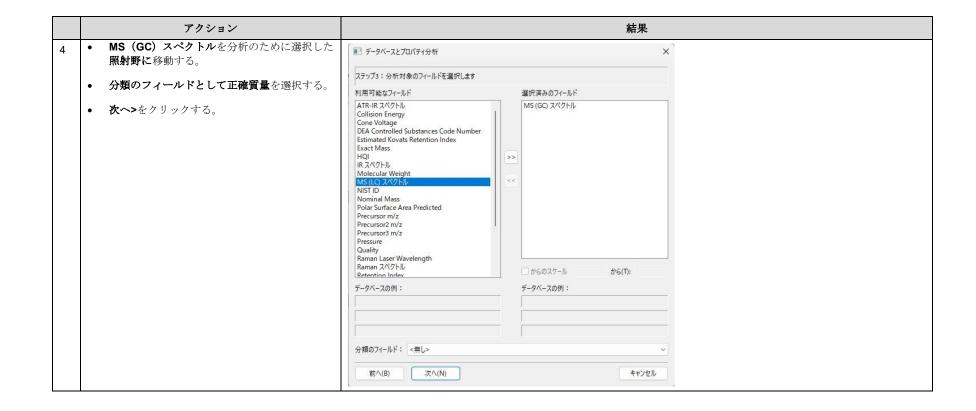
#### **GC-MS**

#### フェンタニルのヒットリスト分析

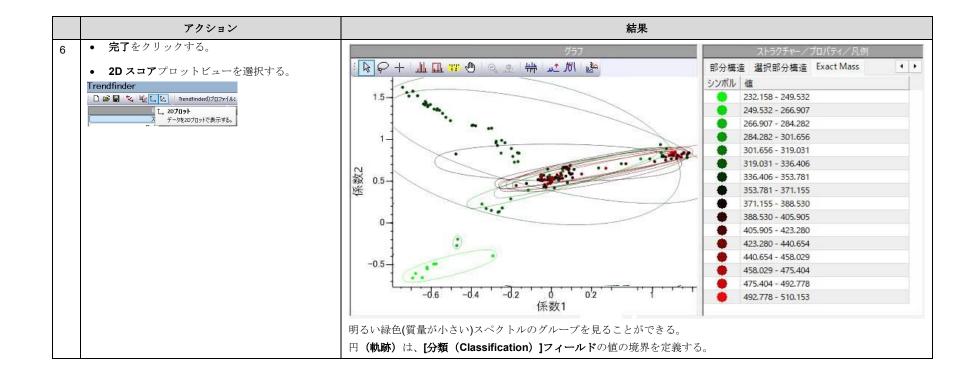


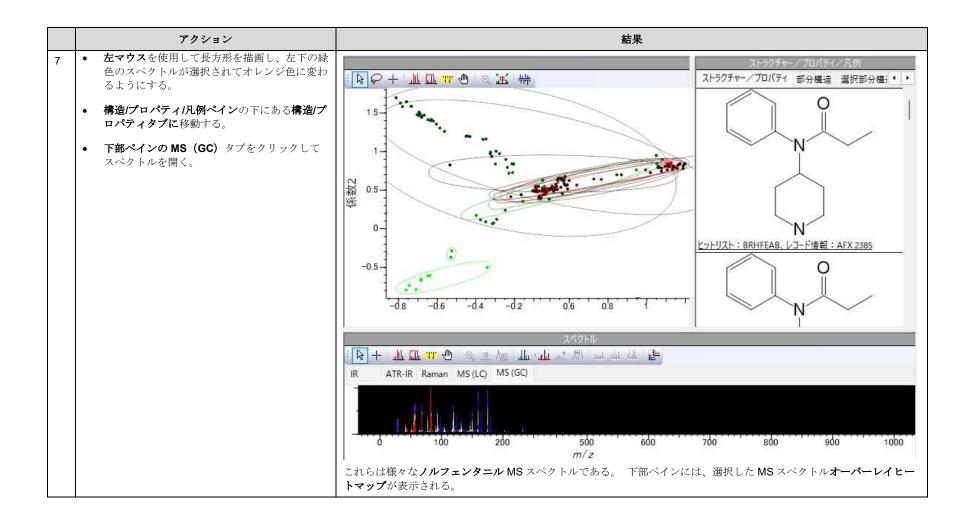


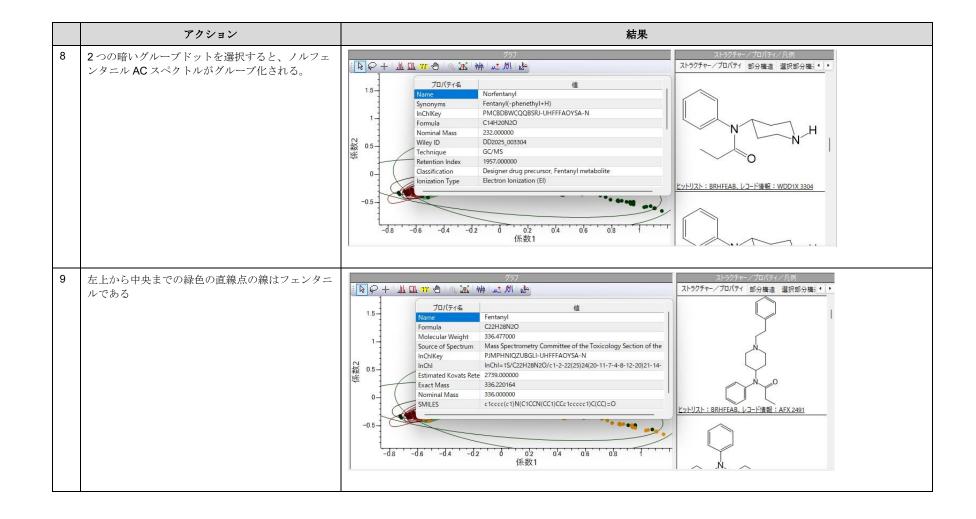






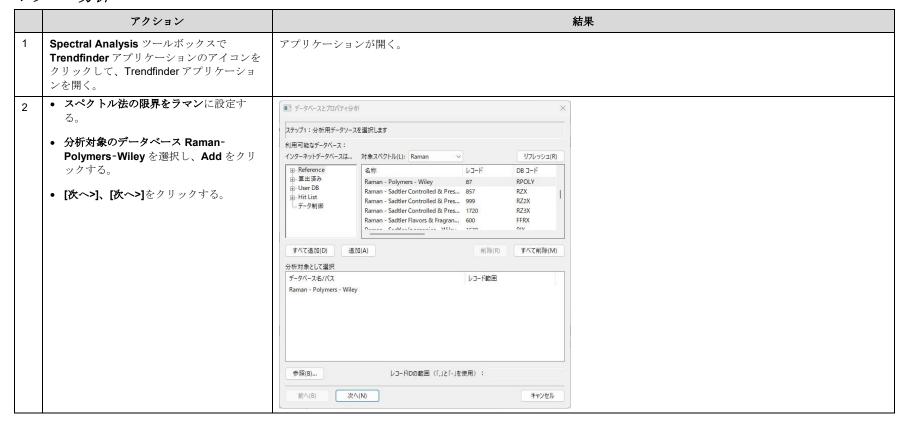


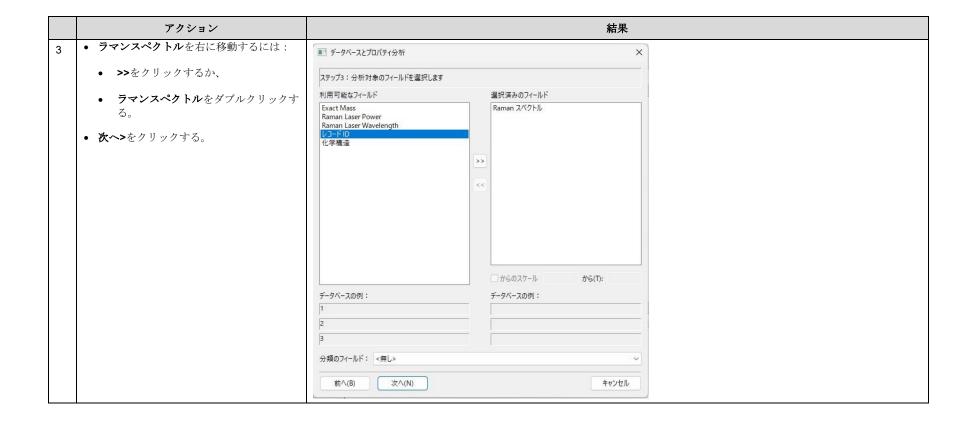




## ラマン

## ポリマー分析

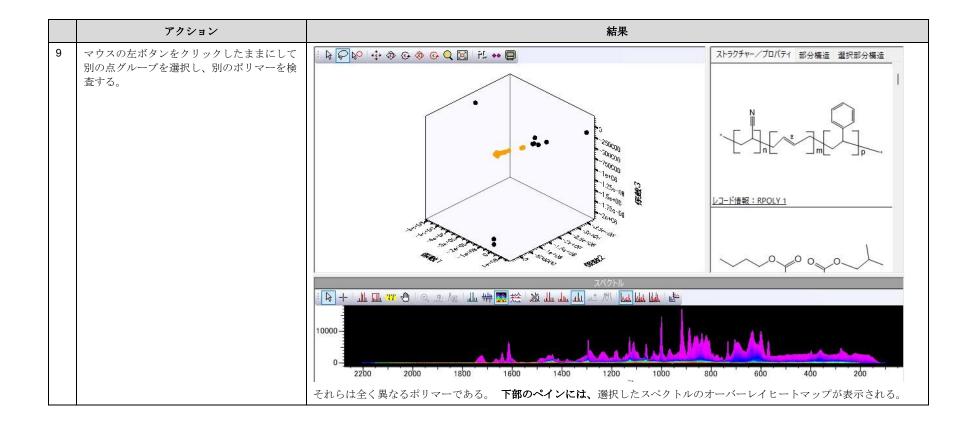






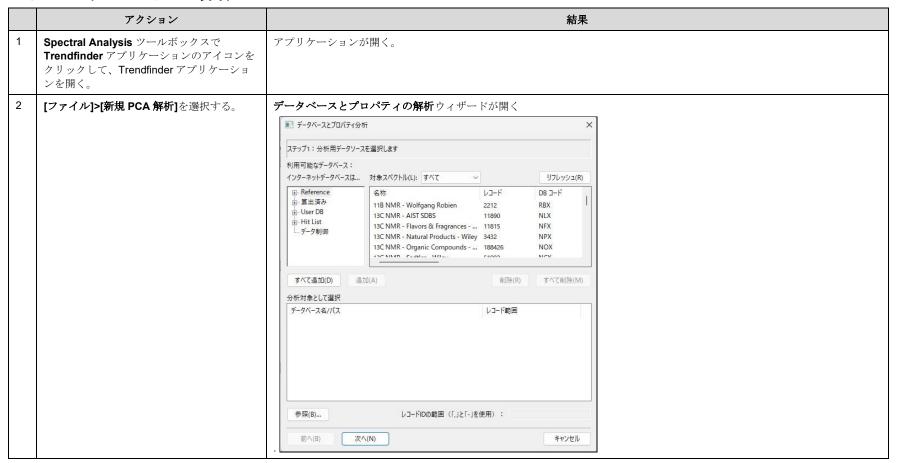
	アクション	結果		
6	完了をクリックする。	3つの大きなグループが明確に特定されている。		
7	<b>左マウス</b> を使用して点のグループを選択する。	1		

	アクション	結果		
8	別の点に移動して、別のポリマーを調べる。	25 to 20 to	***********	

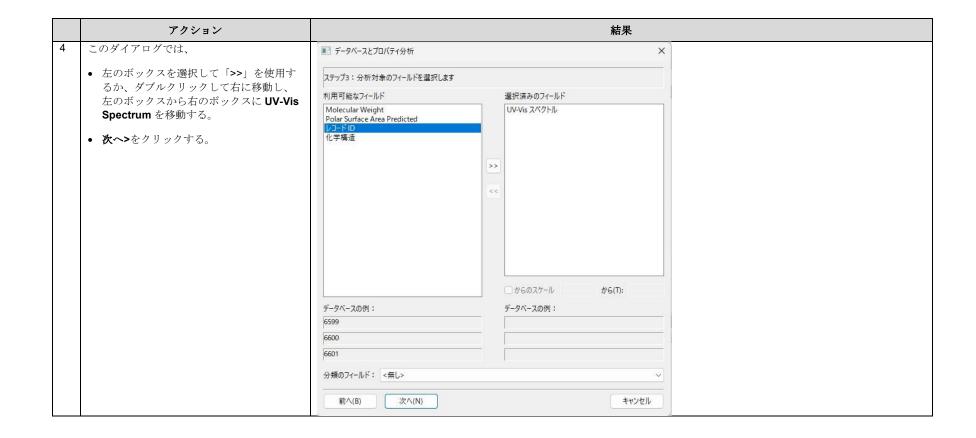


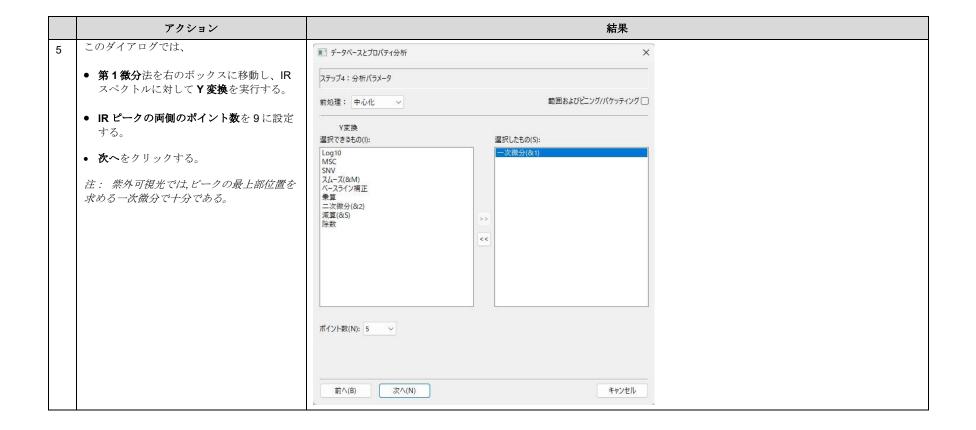
## **UV-Vis**

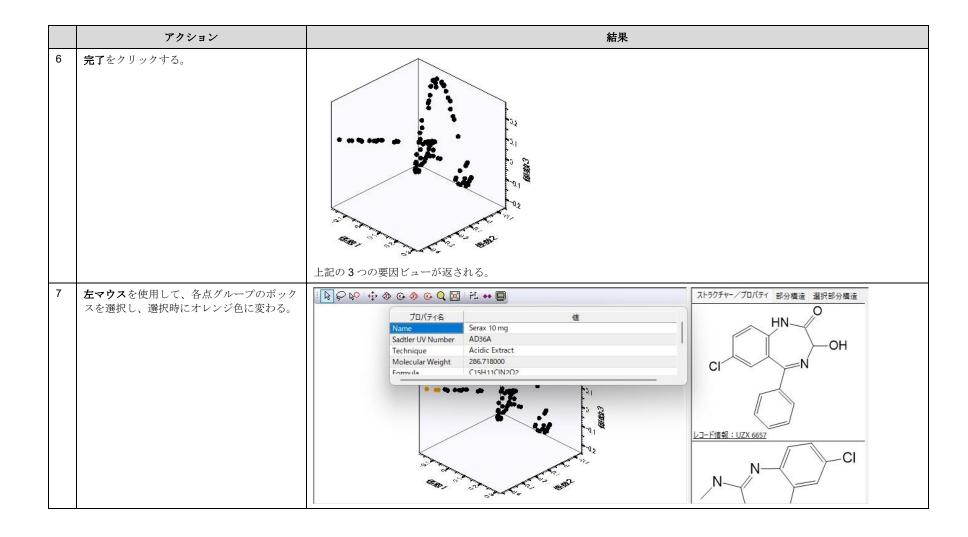
## フォレンジックマテリアル分析

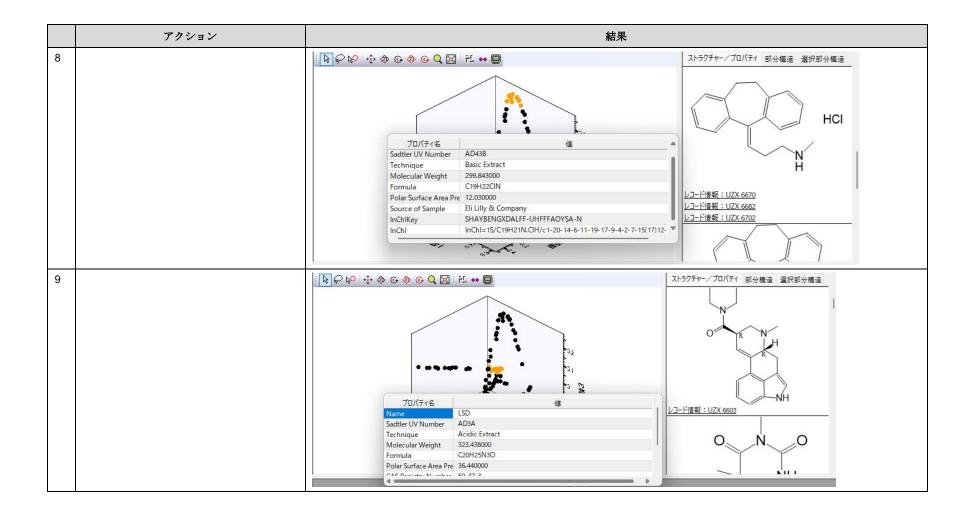












# 主成分分析(PCA)理論

主成分分析(Principal Component Analysis, PCA)は次元削減を行うプロセスである。したがって、変数の大きな集合を、相関のない変数(主成分)の小さな集合に変換する。同時に、元のデータの分散の大部分を保持する。この部分では、これが KnowltAll によるスペクトルデータ解析にどのように適用されるかを説明する。

# パラメータ

#### 前処理



- なし:前処理は行われない。
- 自動スケール:

主成分分析(Principal Component Analysis, PCA)において、autoscale はデータセット内の各変数が標準化される前処理ステップを指す。これには主に2つのアクションが含まれる。

- 1. センタリング:変換された変数の平均がゼロになるように各変数の平均を減算する。
- 2. スケーリング: 各変数をその標準偏差で割って、変換された変数の分散が1になるようにする。

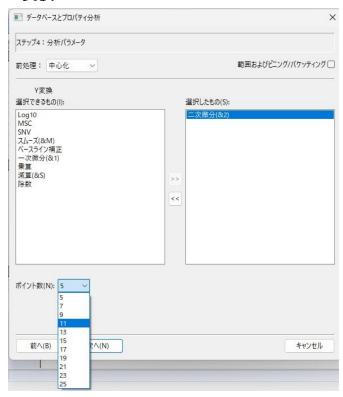
自動スケーリングは、元のスケールや単位に関係なく、すべての変数が PCA に等しく寄与することを保証する。これは PCA が最大分散の方向を識別するために重要であり、自動スケーリングを行わないと、より大きなスケールの変数が分析を支配する可能性があるためである。

- **平均中心**: 参照点 <sup>1</sup>を基準にしてデータを中央に配置する。
- 範囲スケール: 特定の範囲内に収まるようにデータを変換する最小最大スケーリング<sup>2</sup>。
- 分散スケール:まず、各価値の分散を計算する。次に、各変数を標準偏差で割る。

• パレート分析:パレート分析は、プロジェクトの利益の 80%は、20%の作業を行うことで達成できる、逆に 80%の問題は原因の 20%にまで辿ることができるという考えに基づく意思決定ツールである。言い換えれば、全ての入力が与えられた出力 3 に対して同一あるいは比例的な影響を与えるわけではないという仮定である。

- <sup>1</sup> Eigenvector Research Documentation Wiki (2012) 高度な前処理: 可変センタリング、<a href="https://www.wiki.eigenvector.com/index.php?title=Advanced Preprocessing: Variable Centering">https://www.wiki.eigenvector.com/index.php?title=Advanced Preprocessing: Variable Centering</a> (accessed 2025-08-19)
- <sup>2</sup> Geeks for Geeks (2025) Normalization and Scaling, Normalization and Scaling GeeksforGeeks (accessed 2025-08-19).
- 3 Kenton, W. (2025) パレート分析:定義、パレート図の作成方法、および例、https://www.investopedia.com/terms/p/pareto-analysis.asp (accessed 2025-08-19)。

# Y変換



• 第1導関数:パラメータ「点の数」はベル曲線(ピーク)の各辺の点の数である。



- 2nd derivative:パラメータの「点の数」の定義。
- Baseline Correction (ベースライン修正): ベースラインを修正する。
- **除算:**さまざまなデータマトリックス変換および正規化方法。
  - サンプル1-ノルム:面積正規化。
  - サンプル 2-ノルム:ベクトル長正規化。
  - サンプル最大: サンプル最大値 (MS スペクトルに適している)。
  - サンプル範囲:さまざまな機器の測定の違いを考慮する。
  - 変数の値:特定の変数 n の値に正規化する。
- Log10: 10 を適用して Y 値をスケールする。
- MSC: 複数散布変数 <sup>4</sup>。
- SNV:標準正常変動 5。
- 乗算:編集可能な数値による複数のY。
- **スムージング**:標準の Savitzky-Golay アルゴリズムを使用して、ノイズの多いデータを滑らかにする。
- **減算**:ユーザーは減算する値を定義できる。

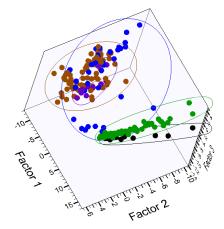
4 Fearn, T., Riccioli, C., Garrido-Varo, A., and Guerrero-Ginel , J.E. 「SNV と MSC の幾何学について」、Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems、2009 年、96 巻 1 号、22-26 頁 Doi: https://doi.org/10.1016/j.chemolab.2008.11.006

Standard Normal Variate (標準正規変換, 2025) Standard Normal Variate - an overview | ScienceDirect Topics, ScienceDirect (参照日: 2025年8月19日)。

# 結果

## スコア (プロット)

最初の 2 つまたは 3 つの主成分のスコアを因子として表示するグラフィカル表現で、数学的軸は互いに直交しており、データセット内の観測間の関係を視覚化することができる  $^6$ 。 パラメータ **Mean-center** を指定して IR-Automobile Paint Chips(APX)データベースの最初の 200 レコードを選択すると、次のプロットが表示される。

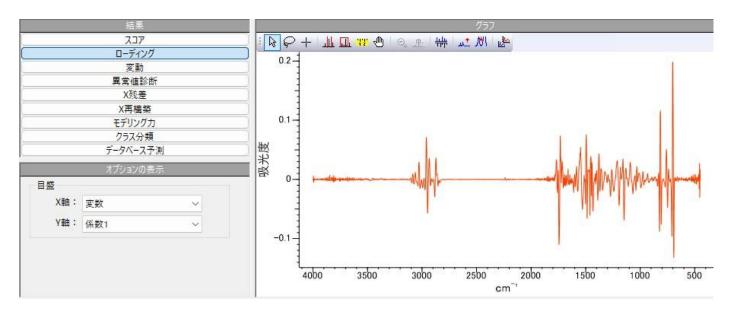


円(軌跡)は、[分類 (Classification)]フィールドの値の境界を定義する)。

6 Dunn, K.G.(2025)データを用いたプロセス改善における潜在変数モデリング(<a href="https://learnche.org/pid/latent-variable-modelling/principal-component-analysis/interpreting-score-plots-and-loading-plots">https://learnche.org/pid/latent-variable-modelling/principal-component-analysis/interpreting-score-plots-and-loading-plots">https://learnche.org/pid/latent-variable-modelling/principal-component-analysis/interpreting-score-plots-and-loading-plots</a> (アクセス 2025-08-19)。

# 荷重

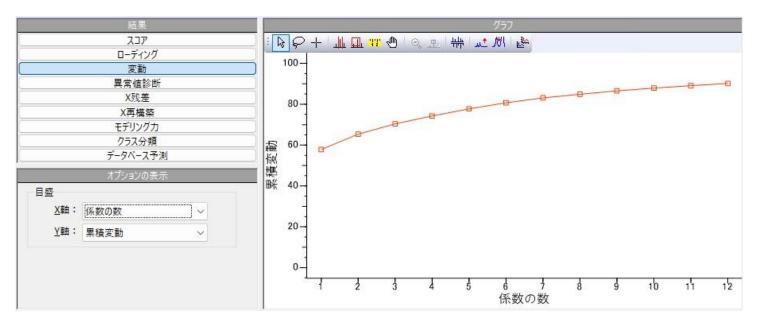
元の変数と主成分との関係を示すためには、それぞれの元の変数が主成分にどれだけ寄与しているか、そしてこれらの寄与の性質を理解するのに役立つ<sup>7</sup>。 上記の例を使用すると、



7 Schork, J.(2025) PCA の負荷とは? Statistics Global (<a href="https://statisticsglobe.com/what-are-loadings-pca#loadings-in-pca">https://statisticsglobe.com/what-are-loadings-pca#loadings-in-pca</a>) (アクセス 2025-08-19)。

# 差異

分散とは、各主要部品に起因する総分散の割合を指す<sup>8</sup>。これは次元削減後にどの程度の情報が保持されるかを理解するのに役立つ。主成分によって説明される分散の割合は、その主成分の分散と総分散の比率である<sup>9</sup>上記の例に適用すると、結果は次のようになる。



<sup>8</sup> Chouinard, J.C.(2023) What is the Explained Variance in PCA (Python Example), https://www.jcchouinard.com/pca-explained-variance/ (accessed 2025-08-19).

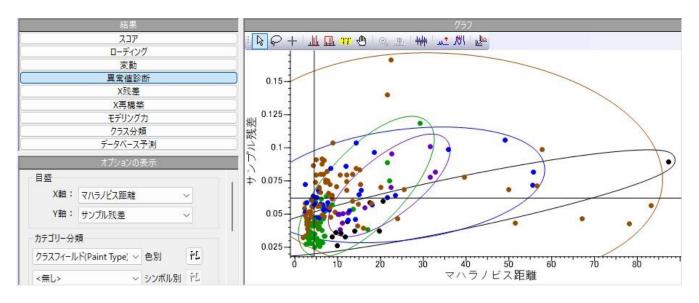
## 異常診断

次元を減らし、スコアプロット上のデータを視覚化することで、外れ値を特定する。 [Outlier Diagnostics] パネルの [KnowltAll] で使用される用語:

- マハラノビス距離 11:2点間の距離を測定する。これは、標準得点の二乗 z=(x-μ)/σz=(x-μ)/σz=(x-μ)/σ を多変量に一般化したものです。つまり、点 P がデータ集合 D の平均からどれだけ標準偏差離れているかを示します。この距離は、P が D の平均位置にある場合は 0 となり、P が平均から各主成分軸に沿って離れるにつれて大きくなります。これらの軸のそれぞれが単位分散を持つように再スケールされた場合、マハラノビス距離は変換空間内の標準ユークリッド距離に対応する.したがって、マハラノビス距離は単位がなく、スケール不変であり、データセットの相関を考慮に入れる。 要するに、これは 共分散構造を考慮したうえで、ある点がデータ分布の中心からどれだけ離れているかを測定する指標だ。PCA は、縮小されたフィーチャー空間におけるこの距離を計算するのに使用できる。以下の手順が適用される。
  - o PCA を適用して寸法を削減する。
  - o 削減された空間内の各データ点について、マハラノビス距離を計算する。
  - o 距離がしきい値を超えている点(例えばカイ二乗分布に基づく)を外れ値として識別する。 上記の例を使用すると、結果は次のようになる。



<sup>&</sup>lt;sup>9</sup> Cheplyaka, R.(2017) PCA における分散について説明した <a href="https://ro-che.info/articles/2017-12-11-pca-explained-variance">https://ro-che.info/articles/2017-12-11-pca-explained-variance</a> (accessed 2025-08-19)。



- サンプル:各サンプルの ID(1から行/スペクトルの数)。
- サンプルの残留
- **F比率:** これは、2つの分散または標準偏差が有意に異なっているかどうかを評価するための統計である。ある分散を別の分散で割ることによって計算される。帰無仮説が真なら、Fの値はほとんどの場合 1.0 に近いと期待する。F 比が大きいということは、群平均間の変動が偶然に見られると予想されるよりも大きいことを意味する。F-比(F-ぶんるい、英: F- ratio)は、検定統計量のヌル分布としてよく現れる連続確率分布であり、特に分散分析 (ANOVA)や他の 15 において顕著である。
- 確率
- レコードID

¹º Datathatmatters(2024)外れ値検出の簡素化:「データ解析を改善するための PCA 手法」 <a href="https://datathatmatter.com/2024/11/03/outlier-detection-simplified-pca-techniques-for-improved-data-analysis/">https://datathatmatter.com/2024/11/03/outlier-detection-simplified-pca-techniques-for-improved-data-analysis/</a> (2025 年 8 月 19 日アクセス)。

11 ウィキペディア(2025 年)マハラノビス距離、https://en.wikipedia.org/wiki/Mahalanobis distance (2025 年 8 月 19 日参照)。

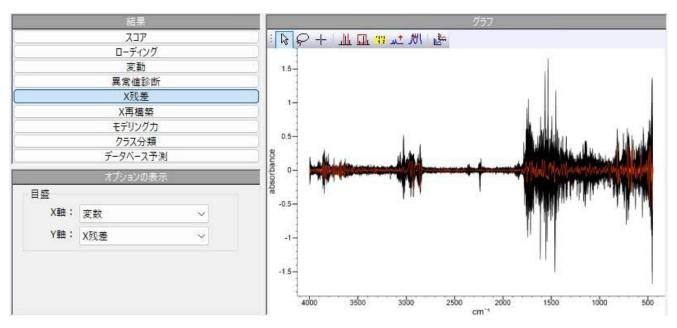
12 GraphPad Software, LLC. (2025) 結果の解釈:一元配置分散分析(One-way ANOVA)、

https://www.graphpad.com/guides/prism/latest/statistics/f ratio and anova table (one-way anova).htm (2025年8月19日参照)。

WILEY

#### X残差

PCA 残差は残留行列 E = X-T  $P' = X-X^n$  (ここで X は元の行列、T P' は PCA モデル)を用いて計算される。元の行列の各列の残差は R2 値を用いて計算することができ、これは PCA モデルがその列のデータをどれだけうまく記述しているかを示す。 関数 PCA P



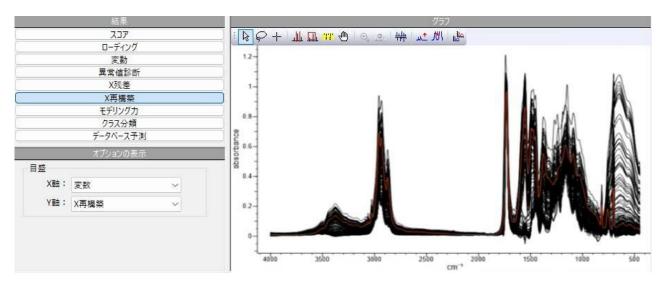
<sup>13</sup> Dunn, K.G。(2025)データを使用したプロセス改善における潜在変数モデリング, <u>https://learnche.org/pid/latent-variable-modelling/principal-component-analysis/interpreting-the-residuals</u> (accessed 2025-08-19)。

#### X再構成

主成分から元の変数を再構築する 14「 逆 PCA」と見ることができる。 上記のデータセットでは、以下のようになる。

108658-REV20250813 Copyright©2025 by John Wiley & Sons, Inc. 無断転載を禁ず。

WILEY



<sup>&</sup>lt;sup>14</sup> Stack Exchange (2025) PCA を逆にして、いくつかの主成分から元の変数を再構築する方法は? <a href="https://stats.stackexchange.com/questions/229092/how-to-reverse-pca-and-reconstruct-original-variables-from-several-principal-com">https://stats.stackexchange.com/questions/229092/how-to-reverse-pca-and-reconstruct-original-variables-from-several-principal-com</a> (accessed 2025-08-19)。

#### モデリングのパワー

# クラスの分離

これは、異なるクラスがどれだけうまく分離されているかを測定する 15。最初の 1000 スペクトルの例:

結果	マトリックス					
スコア	Paint Type	Non-Aqueous Dispersion Enamel (NAD)	Acrylic Solution Lacquer	Water-Based Enamel	Acryli	
ローディング	Non-Aqueous Dispersion Enamel (NAD)		10.90	N.A.	0.09	
変動	Acrylic Solution Lacquer	10.90		N.A.	7.87	
異常値診断	Water-Based Enamel	N.A.	N.A.		N.A.	
X残差	Acrylic Enamel	0.09	7.87	N.A.		
X再構築	Acrylic Dispersion Lacquer	N.A.	N.A.	N.A.	N.A.	
モデリングカ	7)					
カニュハギ						

<sup>15</sup> Stack Exchange (2025 年) 分類問題におけるクラス分離性の指標、<a href="https://stats.stackexchange.com/questions/46780/measures-of-class-separability-in-classification-problems">https://stats.stackexchange.com/questions/46780/measures-of-class-separability-in-classification-problems</a> (2025 年 8 月 19 日参照)

