講演番号：1E-04

任意のカラムの組合せを比較基準にして行える，

巨大表形式データ上の特異性類似レコードの高速検索法

2025.02.27

NNIテクノロジーズ株式会社

古庄 晋二

はじめに

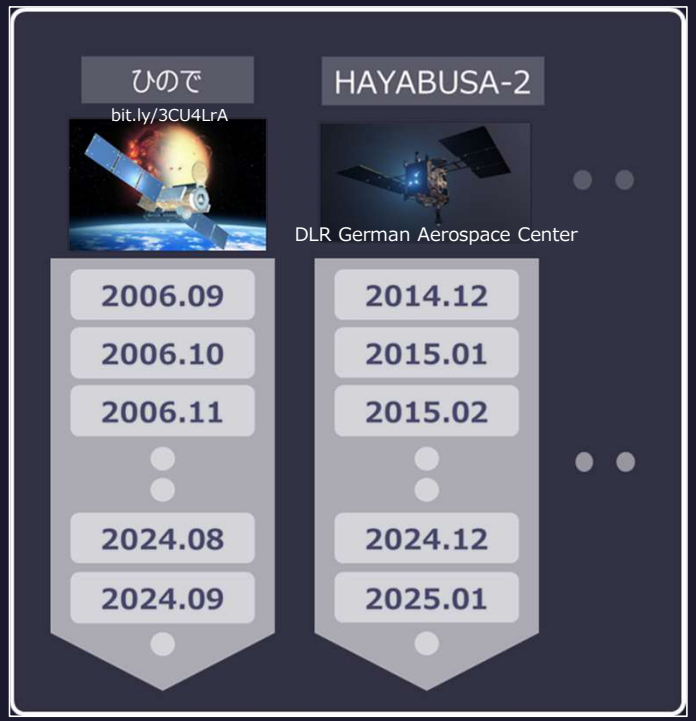
特異性類似レコードの検索　とは、

事故や故障、歩留まり低下

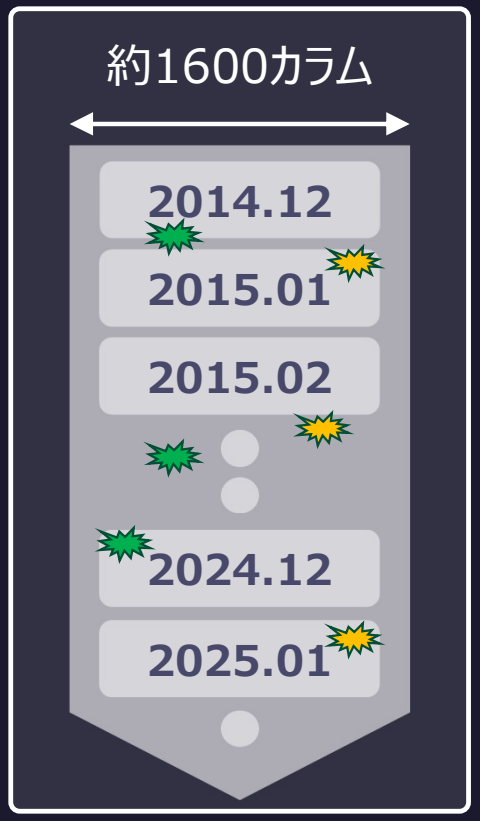
日々蓄積され巨大になる表形式データ：
ビッグアーカイブ（BA）の検索

予兆や原因の究明

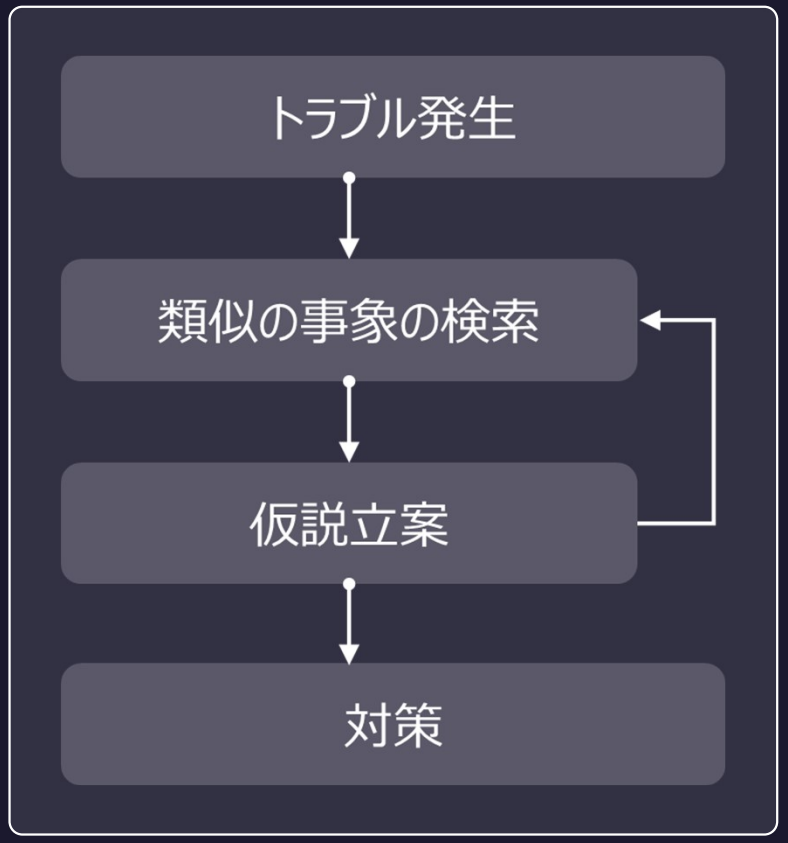
ビッグアーカイブ（BA）



想定利用法



HAYABUSA2 HK-Data



※ **メリット:** 事前の学習なしに直ちに使える

※ **デメリット:** 複数レコードに跨がる事象を検索できない

補完関係

機械学習

特異性 類似度計量法に望まれる 5つの性質

1. 名義・順序・間隔・比例 の全尺度に対応

   動作モード、装置の設定などの非数値も比較基準

2. 値の大小・スケーリングに影響されにくい、ロバスト性

   Pa, dB などスケーリングが異なっていても同じ検索結果が欲しい

3. 精度を低下させる、ノーマライズが不要 ・・・ ノーマライズは値の精度に重大なダメージ

4. 各カラムの類似度を加算できる、加算性 ・・・ 類似度の加算は難しい

5. 類似度のシャープネス、明瞭性 ・・・ 明瞭性がなければ検索は困難

既存の比較方法

※ COS類似度などの、
- 数値しか使えない、
- 固定の組合せしか使えない

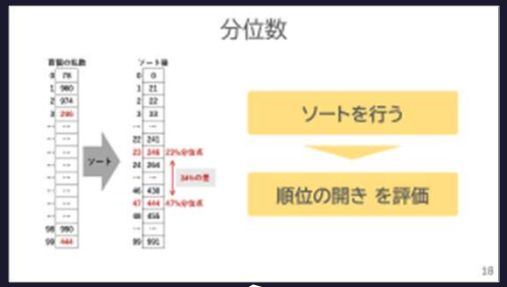
方法は不可

候補1

17P に Jump

1. [最大値ー最小値] による正規化
   外れ値の影響大
2. 加算の正当性 に疑問
3. 類似度の明瞭性がない

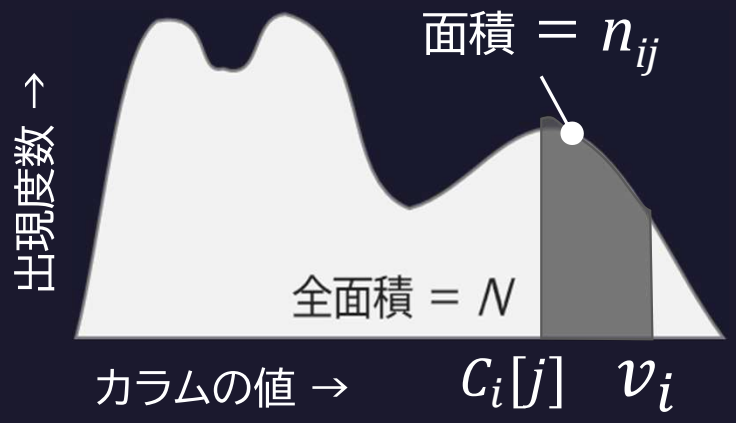
候補2



18P に Jump

1. 加算の正当性 に疑問
2. 類似度の明瞭性がない
3. BA ではソートのコストが高すぎる

自然数化された分布情報を使った 類似度 の提案



1. 値を 順位に変換（自然数化）して使う。
2. そのため、順序～比例尺度のいずれも区別無く対応できる、各種の尺度に対応できる。 …性質1
3. 値の大小、スケーリングに影響されず、ロバストになる。
4. 同じく、ノーマライズも不要になる。 …性質2

…性質3

v_i : カラム i の目標値

$C_i[j]$: カラム i の j 番目のセルの値

n_{ij} : v_i と $C_i[j]$ の間に出現する値の出現度数

s_{ij} : カラム i の j 番目のセルと目標値との類似度

$$s_{ij} = -log_2\left(\frac{n_{ij}}{N}\right) \quad \text{(bit)}$$ … 自己情報量

s_j : j 番目のレコードと目標値との類似度

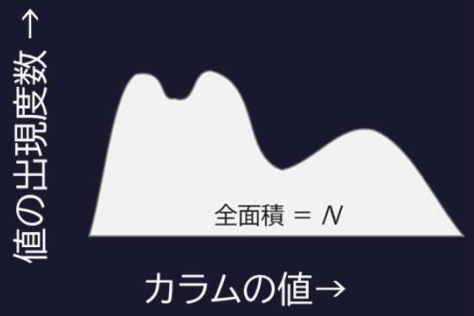
$$s_j = \sum_i s_{ij} \quad \text{(bit)}$$ … 情報量の加算

…性質4

なぜBAの 分布情報を全て 使おうとしているのか

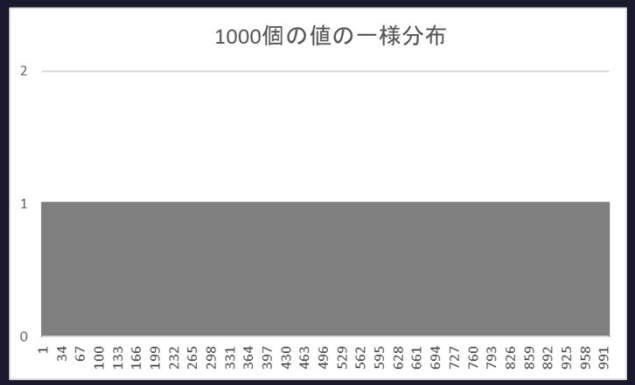
BA は巨大であるために、その分布は信頼できる。

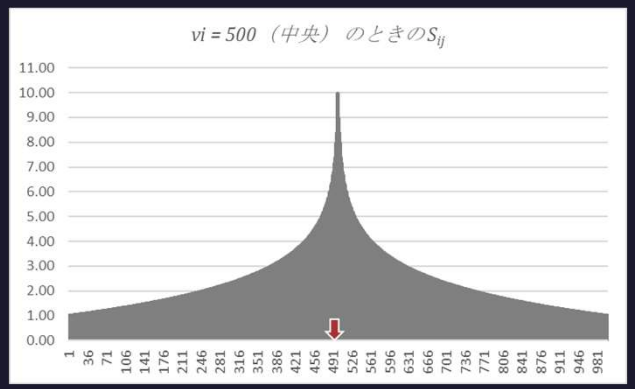
そのため、分布情報を精密に扱えば、特異性 が検索可能に。



※ ただし、分布情報を精密に扱おうとすると膨大な計算量が必要になる。
後に、それがどのように効率化出来るか、も説明する。

類似度 s_{ij} の性質



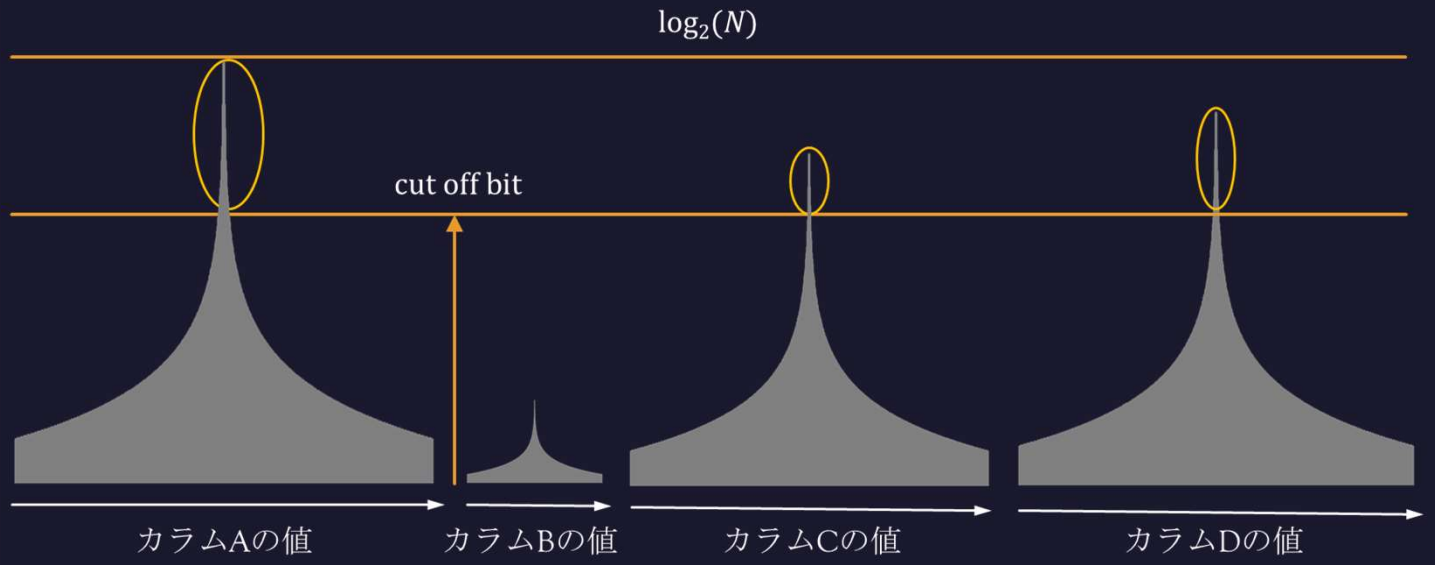


1. 類似度 s_{ij} は v_i で単一のピークを持つ。
2. v_i 付近の値の重複が少なければ、ピークは鋭いものになる。

明　瞭　性　…性質5

類似レコードの高速検索手順

1. 各カラム毎に cut off bit よりも類似度の高いレコード番号リストを抽出する。
2. 上記で各カラム毎に得られたレコード番号リストの OR を取り、重複を無くす。
3. レコード番号リストのレコード全てについて、レコードとしての類似度を算出する。
4. レコードとしての類似度の最も高いものから順番に必要な個数*1 のレコードを取得する。

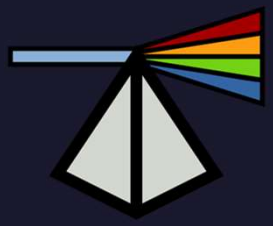


*1. 上位50%程度であれば十分な精度がある

5つの性質を満たす *Sij*

1. 値の順位で比較でき、全尺度に対応できる
2. 値の順位で比較でき、ロバスト性を備える
3. 値の順位で比較でき、ノーマライズが不要
4. 自己情報量であるため、加算性がある
5. 類似度がシャープで、明瞭性がある

自然数インデックス（NNI）



表形式データは、さまざまな 成分 に分解できる。

分解すると、どのカラムも同じ構造になる。

成分を組み合わせて、高速なアルゴリズム群を作れる。

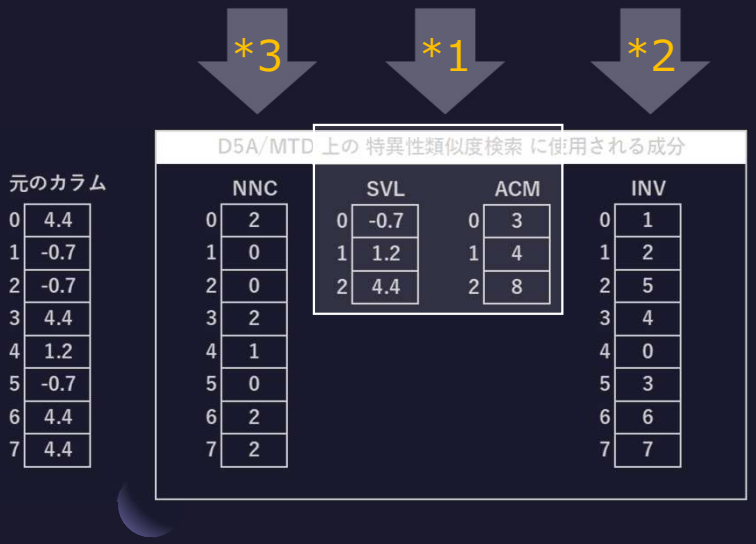
このアプローチを 自然数インデックス（NNI）と呼ぶ。

成分はどのカラムでも同じになるため、

全てのカラム、全てのカラムの組合せ、全ての部分集合

の高速化に寄与できる。

NNI による検索高速化



NNC: Natural Numbered Column
元のカラムの値を SVL 上の位置に置き換えたもの

SVL: Sorted Value List
カラムの出現値を昇順・ユニークにしたリスト

ACM: Accumulated occurrence
SVL上の値の累積度数

INV: Inverted record number
転置レコード番号

＊1. $SVL + ACM$ で n_{ij} を簡単に求められる。

＋

＊2. INV で ピーク付近のレコード番号を簡単に検索できる。

＋

＊3. NNC で レコード番号から n_{ij} を簡単に求められる。

実測-*1 TOPIX4*

目的:

- Cut off bit をどうとるか、
- 検索結果の上位 *x* %を採用するか、

上記を変化させると、抽出すべきレコードの
何% を得られるか？　を計測する。

用いたデータ:

TOPIX4(1989～2020)
全 7,744 *(12.919 bit)* レコード
5カラム(日付、{始・高・低・終}値)

結論：

・Cut Off: log2(N)-6.0 bit、
・検索結果の上位 50% を採用すれば
100件以上の信頼できる結果を得られる。

全レコードそれぞれに対し、特異性類似レコードを検索した

Cut Off Bit	上位10%	上位20%	上位30%	上位40%	上位50%	上位60%	上位70%	上位80%	上位90%	上位100%
12.0	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%
11.0	82.75%	72.96%	61.55%	53.79%	46.95%	40.74%	35.67%	28.65%	23.32%	15.54%
10.0	95.65%	90.60%	85.14%	79.95%	74.17%	67.70%	60.38%	52.21%	42.71%	26.16%
9.0	99.38%	98.18%	96.60%	94.20%	91.06%	86.68%	80.86%	73.19%	62.52%	37.64%
8.0	99.93%	99.77%	99.51%	98.97%	97.99%	96.21%	93.18%	88.15%	79.26%	47.90%
7.0	100.00%	99.99%	99.96%	99.88%	99.74%	99.42%	98.61%	96.52%	91.07%	56.22%
6.0	100.00%	100.00%	100.00%	99.99%	99.98%	99.95%	99.86%	99.46%	97.12%	63.08%
5.0	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%	99.99%	99.96%	99.42%	69.86%
4.0	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%	99.99%	99.96%	77.76%
3.0	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%	86.35%
2.0	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%	92.74%
1.0	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%	97.81%
0.0	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%

100.00%	99-98%	95-97%	90-94%	80-89%	70-79%	60-69%	0-49%

得られた特異性類似レコードの数

Cut Off Bit	上位10%	上位20%	上位30%	上位40%	上位50%	上位60%	上位70%	上位80%	上位90%	上位100%
12.0	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
11.0	1.82	2.97	4.57	6.16	7.74	9.37	10.72	12.56	13.93	15.53
10.0	4.06	8.28	12.48	16.55	20.70	24.84	29.02	33.11	37.23	41.39
9.0	8.28	16.54	24.82	33.10	41.38	49.65	57.92	66.20	74.47	82.75
8.0	14.03	28.06	42.09	56.11	70.15	84.17	98.20	112.22	126.26	140.28
7.0	22.30	44.60	66.90	89.20	111.51	133.80	156.10	178.40	200.70	223.00
6.0	35.56	71.12	106.68	142.24	177.80	213.36	248.93	284.49	320.04	355.60
5.0	59.54	119.07	178.60	238.14	297.67	357.20	416.74	476.27	535.81	595.34
4.0	105.78	211.55	317.32	423.10	528.88	634.66	740.43	846.20	951.98	1057.76
3.0	193.27	386.54	579.82	773.09	966.35	1159.63	1352.91	1546.18	1739.44	1932.72
2.0	349.26	698.51	1047.77	1397.03	1746.29	2095.55	2444.81	2794.07	3143.33	3492.58
1.0	587.44	1174.90	1762.34	2349.79	2937.24	3524.68	4112.13	4699.58	5287.03	5874.47
0.0	774.00	1549.00	2323.00	3098.00	3872.00	4646.00	5421.00	6195.00	6970.00	7744.00

実測-2 ひので

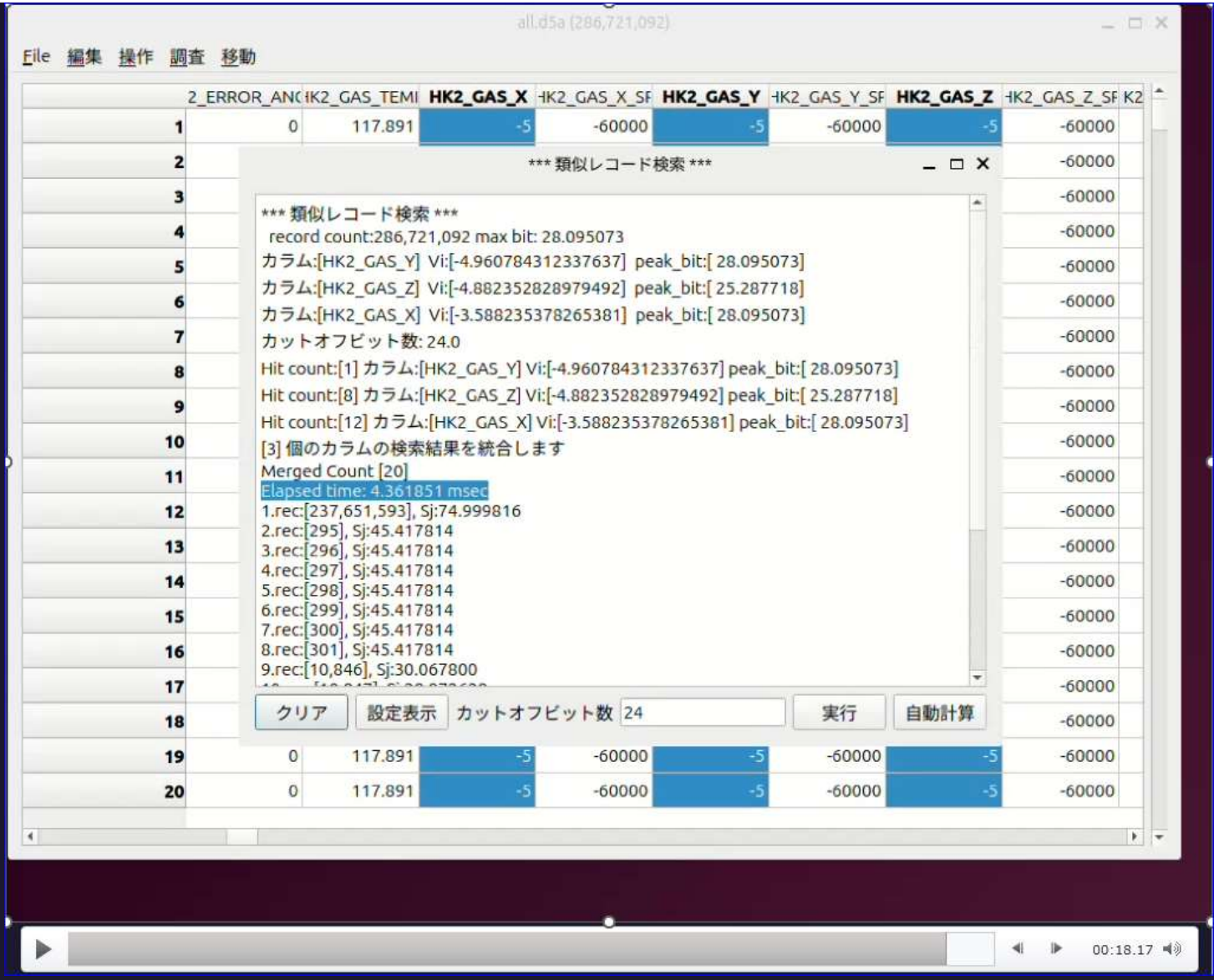
太陽観測衛星「ひので」（SOLAR-B）

https://www.jaxa.jp/projects/sas/solar_b/index_j.html

(画像)
https://www.jaxa.jp/projects/sas/solar_b/images/solar_b_main_001.jpg

太陽観測衛星「ひので」のハウスキーピングデータ（HKデータ）を使ったデモ。

HK2： 396カラム、約2.9億レコードを使い、特異性類似レコードの検索を実行。



まとめ

1. 自然数化された分布情報を使った類似度により、特異性類似度に対する5つの望ましい性質を実現した。
2. 類似度の高いレコードを各カラム単独で検索し、それらを合併し、それらの中から、類似度の高いもの上位を検索結果とする。
3. 上記の検索は 自然数インデックス(NNI)によって効率的に行える。
4. 株価データによってその有用性が確認された。
5. 提案した特異性類似レコードの検索方法は機械学習を補完できる。

以上で、特異性類似レコードの検索で、事故や故障、などの特異な事象を、ビッグアーカイブから効率よく検索できることが分かった。

ビッグアーカイブ（BA）を活用した故障予知や故障の原因究明などの支援が可能になる。

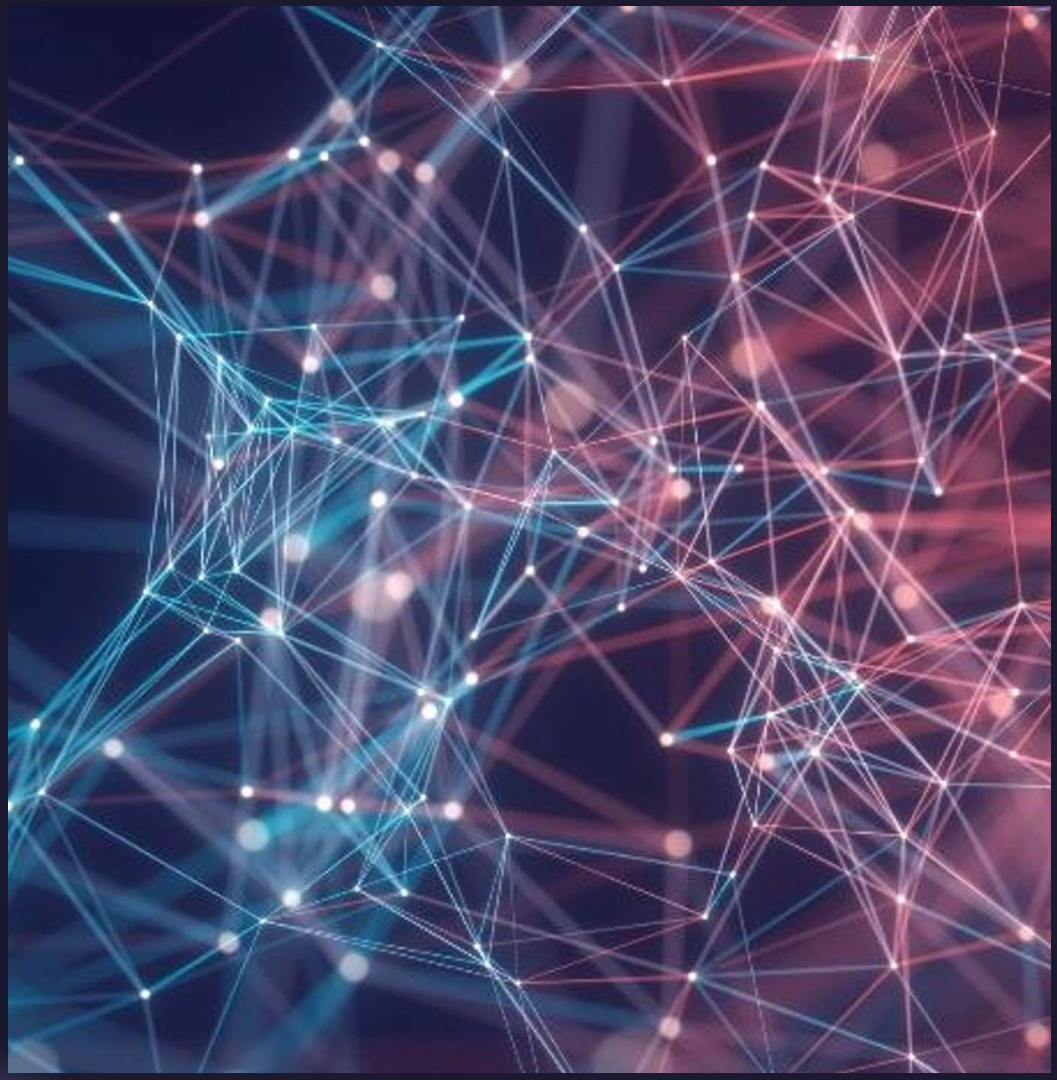
Thank you

NNIテクノロジーズ株式会社

古庄 晋二

shinji.furusho@nni-tech.com

www.nni-tech.com



Gower距離

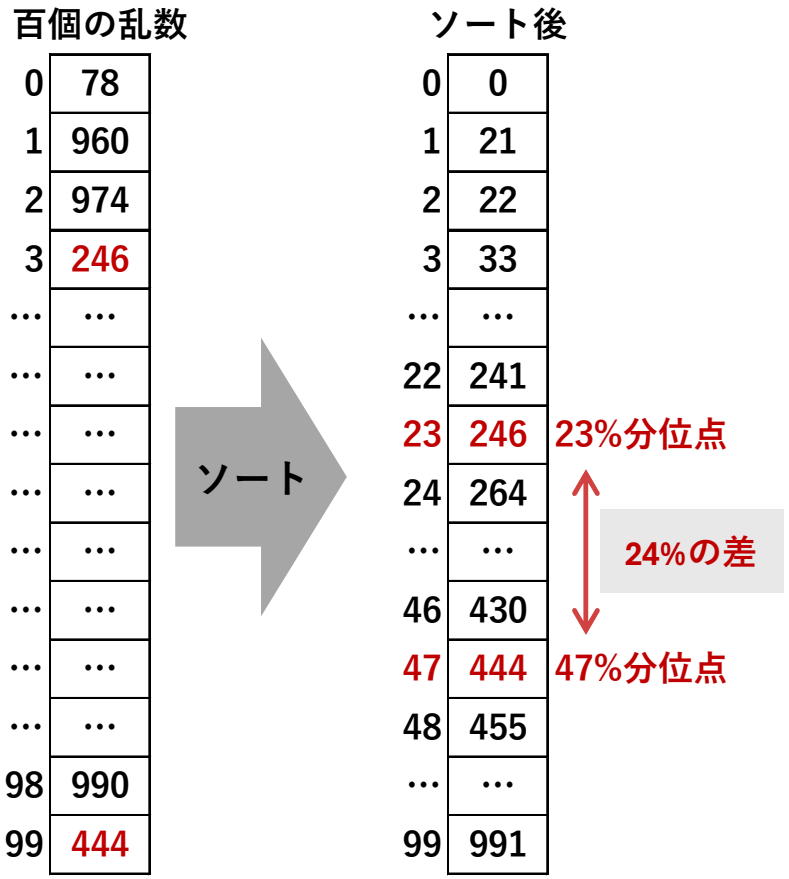
1. **名義尺度（Categorical Data）**
   - **計算方法**: 一致すれば 0、一致しなければ 1。
   - $s_{ij}^{(k)} = 1$ ならば i と j の値が異なる。

2. **順序尺度（Ordinal Data）**
   - **計算方法**: ランクを正規化して距離を計算。
   - ランク値を [0, 1] にスケーリングし、その差を計算する。

3. **間隔尺度（Interval Data）**
   - **計算方法**: 値の差を最大値と最小値で正規化。
   - $s_{ij}^{(k)} = \frac{|x_i^{(k)} - x_j^{(k)}|}{\max(x^{(k)}) - \min(x^{(k)})}$

4. **比例尺度（Ratio Data）**
   - **計算方法**: 間隔尺度と同様。

分位数



ソートを行う

順位の開き を評価