

マルチメディア

情報可視化ソフトウェア Hidden によるデータ分析課題

1. はじめに

1-1 概要

Spotify API により楽曲の情報を取得し、2 人のボカロ P(ボーカロイドなどの合成音声ソフトなどを用いて作曲をしている人を指す)と 2 人のアーティストの楽曲を分析することで、音楽の傾向を分析する。

1-2 注目する点

データとして用意した 4 人であるが、実は 2 人である。というのも、元々ボカロ P として活動している別名義のアーティストについて、それぞれボカロ P と対応するアーティストで選択している。これより、

1. 各個人の楽曲の傾向
2. ボカロの利用の有無による楽曲の差
3. 人気がでている曲の傾向

などに関する知見が得られることを期待する。

また、特に 1, 2 について、Hidden のクラスタリングにより見分けることが可能かどうか注目したい。

2. データについて

2-1 Spotify API によるデータの収集

Organize Your Music を用いて、以下の 4 人について楽曲データを取得した。(2023/2/10)

以降敬称略として名前をお借りさせていただく。

アーティスト名	曲数
バルーン	20
須田景風	25
ハチ	23
米津玄師	26

ただし、米津玄師については曲数が多過ぎたため 70 曲近くの中から乱数で選択している。

なお、バルーン(ボカロ P)が須田景風、ハチ(ボカロ P)が米津玄師に対応している。

2-2 調べた要素

Organize Your Music を利用して得た 11 要素+独自に作成した 5 カテゴリを利用する。

作成したカテゴリ

カテゴリ名	説明
artist	アーティストに対応するラベル 0 = バルーン 1 = 須田景風 2 = ハチ 3 = 米津玄師
person	同一アーティストを見分ける 0 = バルーン、須田景風 (artist の 0, 1 に対応) 1 = ハチ、米津玄師(artist の 2, 3 に対応)
vocaloid	ボカロ P としての楽曲かどうかのラベル 0 = Yes(ボカロ P としての楽曲である。バルーン、ハチが該当) 1 = No
pop_rank	人気を pop 値(後述)である程度のランクに分けたもの 0 = 0~15 1 = 16~30 2 = 31~45 3 = 46~
period	期間ごとのカテゴリ 0 = ~2013 1 = 2014~2016 2 = 2017~2019 3 = 2020~

Organize Your Music から取得した要素

要素名	表記	説明
Year	year	リリース年
Beats Per Minute (BPM)	bpm	曲のテンポ
Energy	nrgy	曲のエネルギー(高いほどエネルギッシュ) (曲の激しさや活気を表す。一般的に、この値が高いものは早く、うるさく感じる。ダイナミックレンジ、音量、音色、オンセットレート、一般的なエンタロピーなどが関係。)
Danceability	dnce	値が高いほど踊りやすい (テンポ、リズムの安定感、ビートの強さ、規則性の有無などに基づいている)
Loudness(dB)	dB	音量
Liveness	live	値が高いほどライブ録音の可能性が高い

		(群衆の存在を検出する。80 以上でライブである可能性が高い。)
Valence	val	値が高いほど雰囲気がポジティブ (値が高いと幸せ、陽気な曲であり、低いと悲しみや怒りなどネガティブな聞こえ方をする。)
Duration	dur	曲の長さ(ms)
Acousticness	acous	値が高いほど音響的に
Speechiness	spch	値が高いほど話し言葉が多い (話し言葉を検知。66 以上の場合はほとんど完全に話し言葉、33~66 はラップなど音楽と話し言葉が両方混ざっている可能性がある。)
Popularity	pop	曲の人気の高い (0~100。値が大きいほど人気。再生回数と再生時期により算出、最近再生された曲の方が大きな値が出る)

さらに、これらを 4 人分のデータ、person ごとで分けたデータとして 3 つの csv ファイルを用意した。

データ①	4 人分
データ②	バルーン、須田景風
データ③	ハチ、米津玄師

作成したデータの一部（データ①より）

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P
1	Numeric	Numeric	Numeric	Numeric	Numeric	Numeric	Numeric	Numeric	Numeric	Numeric	Numeric	Category	Category	Category	Category	Category
2	year	bpm	energy	dance	db	live	val	dur	acous	spch	pop	artist	person	vocaloid	period	pop_rank
3	2017	145	85	52	-3	24	58	234	2	10	49	0	0	0	2	3
4	2017	195	93	45	-2	34	68	219	1	19	42	0	0	0	2	2
5	2022	90	60	67	-6	12	46	232	5	3	41	0	0	0	3	2
6	2021	148	68	64	-5	9	63	196	1	7	41	0	0	0	3	2
7	2017	120	88	65	-4	29	76	196	6	10	33	0	0	0	2	2
8	2015	95	94	52	-3	12	83	248	7	4	32	0	0	0	1	2
9	2016	128	94	60	-3	14	68	221	17	27	32	0	0	0	1	2
10	2017	103	93	59	-2	31	68	210	1	11	19	0	0	0	2	1

特にイメージしにくい nrgy, dnce, val について、それぞれ値が大きい、小さいデータを例として挙げておく。

nrgy(曲のエネルギー)

high

/ low

1			Numeric	1			Numeric
2			nrgy	2			nrgy
3	雨に花束	バルーン	98	3	ダーリン	須田景凪	47
4	トビアリー	バルーン	98	4	morph	須田景凪	47
5	フローライト	米津玄師	97	5	語るに落ちる	須田景凪	50
6	unseen	バルーン	96	6	はるどなり	須田景凪	51
7	閑話	バルーン	95	7	Qualia - ORIGIN	ハチ	52
8	TEENAGE RIO	米津玄師	95				

dnce(踊りやすさ)

high

/ low

1			Numeric	1			Numeric
2			dnce	2			dnce
3	ダーリン	須田景凪	83	3	はくち - ORIGIN	ハチ	14
4	Flamingo	米津玄師	76	4	morph	須田景凪	16
5	パブリカ	米津玄師	76	5	couch	須田景凪	26
6	鳥曇り	須田景凪	72	6	演劇テレブシコ	ハチ	33
7	迷鳥	須田景凪	72	7	朝を呑む	バルーン	33
8	青嵐	須田景凪	70	8	神様と林檎飴 -	ハチ	34
9	春雷	米津玄師	69	9	恋と病熱	米津玄師	37

確かにパブリカはダンスが有名であり、Flamingo では正しく MV 中で米津本人が踊っている。

val(幸福感)

high

/ low

1			Numeric	1			Numeric
2			val	2			val
3	ゴーゴー幽霊船	米津玄師	97	3	morph	須田景凪	5
4	レド	須田景凪	97	4	Persona Alice -	ハチ	12
5	idid	須田景凪	96	5	花束と水葬 - OF	ハチ	13
6	鳥曇り	須田景凪	95	6	沙上の夢喰い少	ハチ	17
7	神様と林檎飴 -	ハチ	94	7	迷える羊	米津玄師	22
8	esse	バルーン	94	8	はるどなり	須田景凪	24
9	ドーナツホール	ハチ	92	9	演劇テレブシコ	ハチ	28
10	砂の惑星 (+ 初音ミク)	米津玄師	92	10	KICK BACK	米津玄師	29

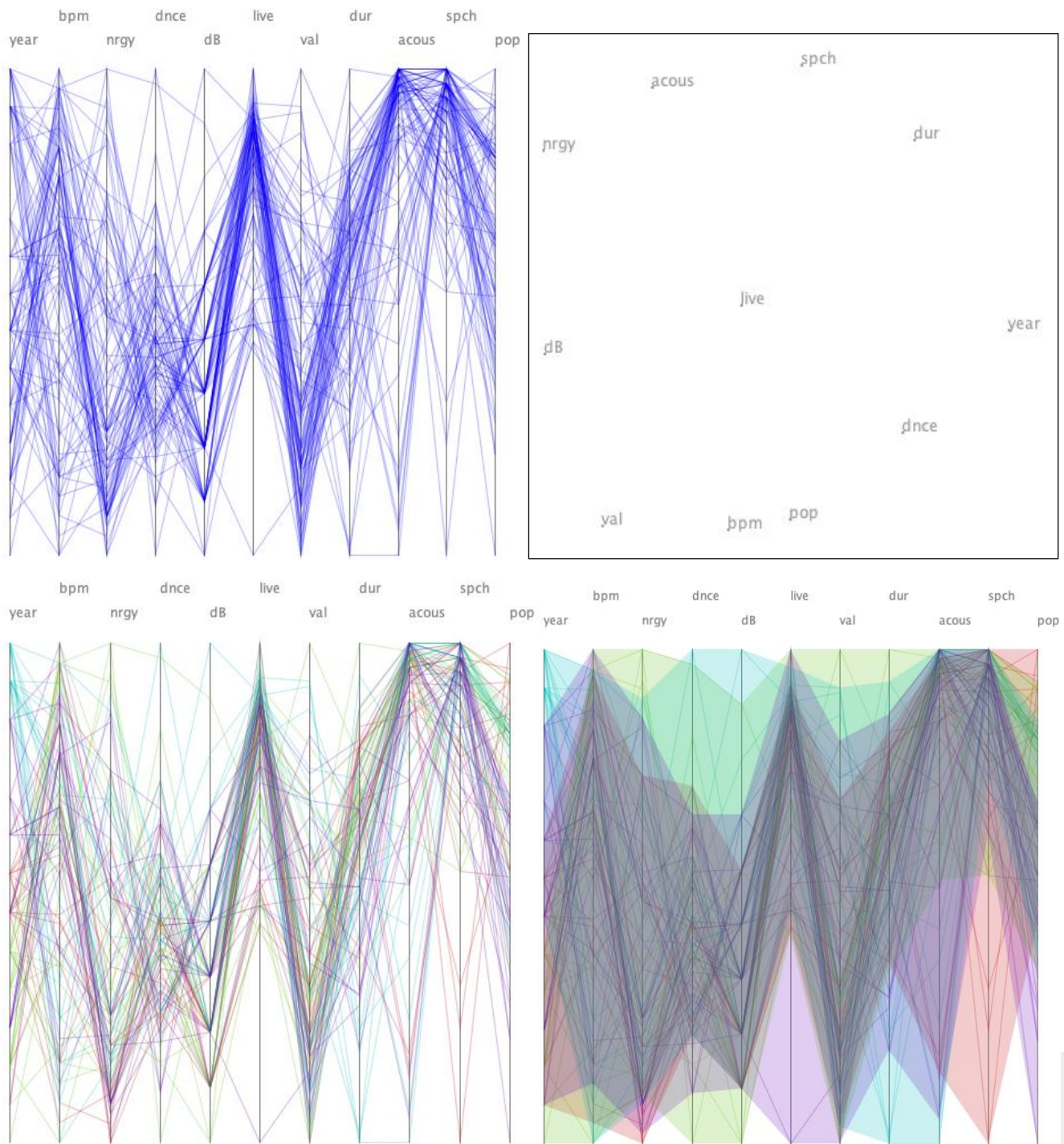
KICKBACK が全然「ハッピーで埋め尽く」されていないのが気になる。

全体的にダークな曲を書く人たちを選んだせいで、本当に幸福か？といったような選曲になってしまった。

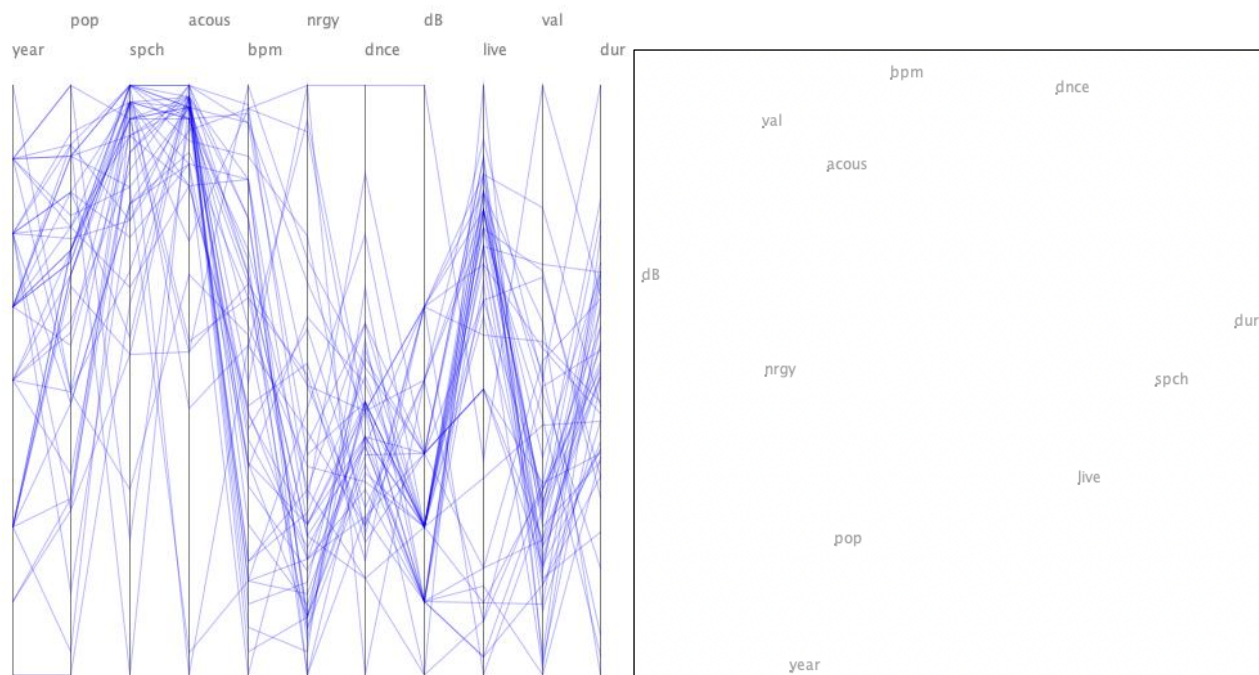
3. 分析

3-1 データの概要を掴む

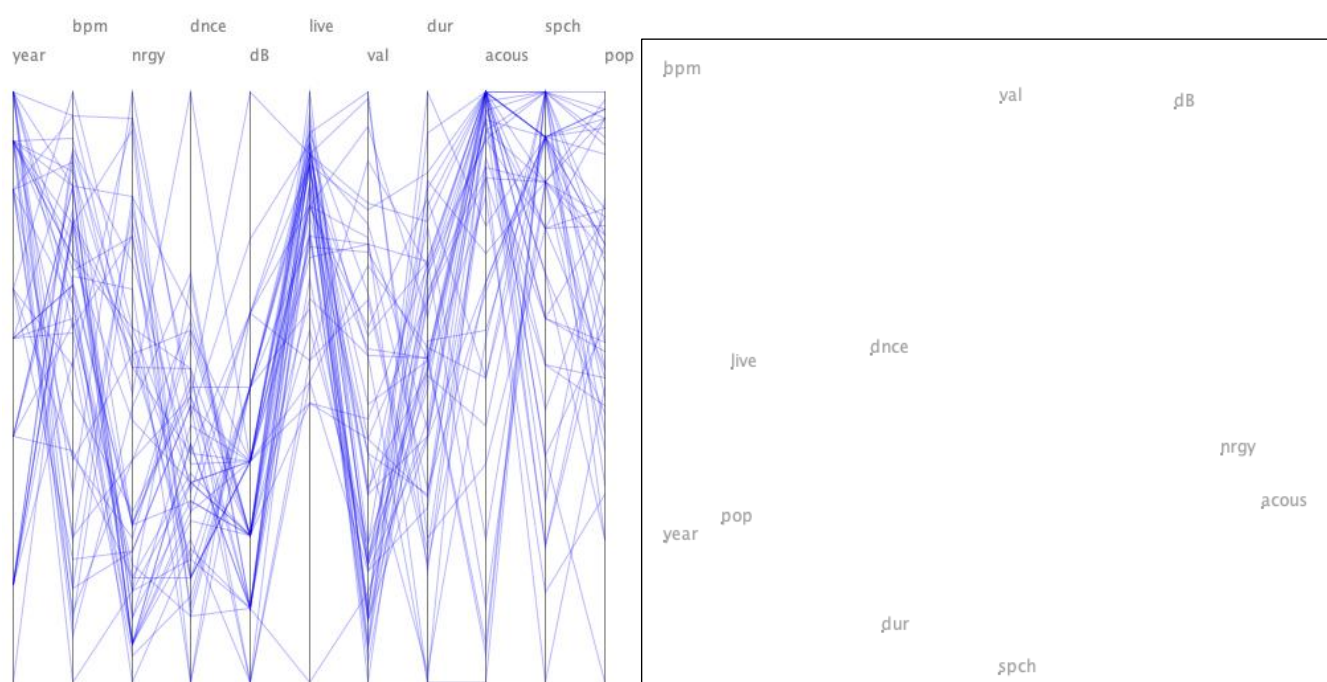
まずは3つのデータ全体を俯瞰してみる



データ① + artist 別のデータ



データ②



データ③

これらより、

1. 大体の曲がある程度の要素の相関に則っている。

特に、dB~live~val~dur~acous 間では線の重なりが多くなっており、多くの曲で似たような値や構造をとっていることが予想できる。

(ただし、dB はそもそもの値の範囲が少なく、デジタルの音楽プレイヤーなどでは音量は補正されることも多いことに注意しなければならない。また、どちらもライブ音源を持っているわけではないので、群衆の声を感知しライブ音源かどうかを判断する live も多くの曲が低い値をとるため、曲自体の情報を見るには役に立たない可能性がある。)

一方で、bpm~nrgy~dnce~dB では線が比較的散らばっており、負の相関も見えて取れるため、この周辺が分類のポイントになるだろう。

(データ①より)

2. データ②、③の散布図を見比べると、データ②の方では全体的に要素ごとが離れがちであるが、密度の低いいくつかの大きな集まりを形成しているように見え、データ③では、密度の濃い要素の集団が離れて点在しているような分布をしている。

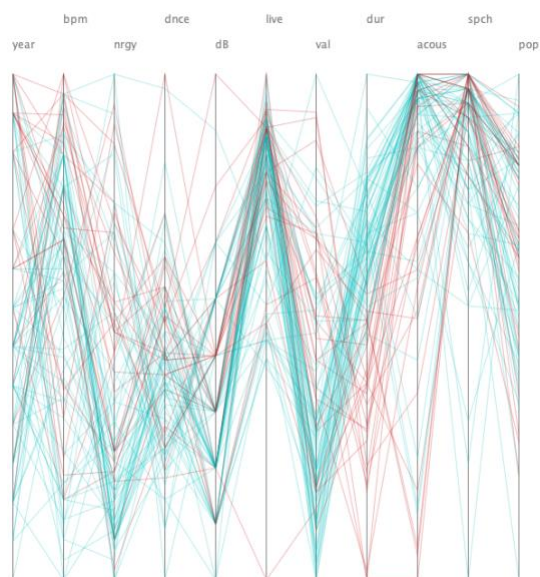
(データ②、③より)

3. 全体的に上側(値の小さい側)を水色と黄緑(クラス 1,2)が、下側は要素によって様々なクラスが満遍なくカバーしているようである。(データ①より)

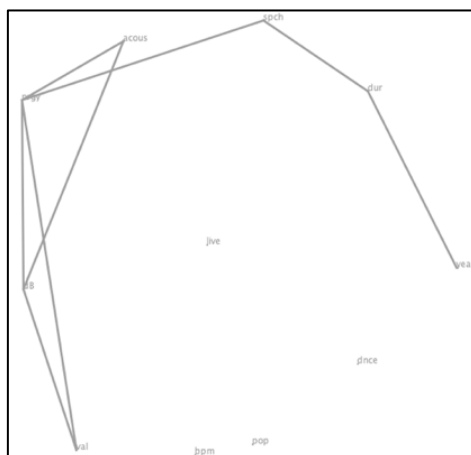
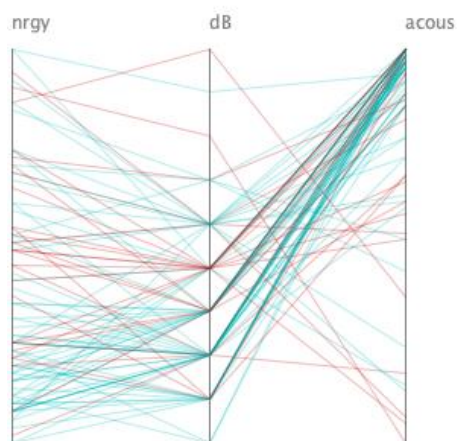
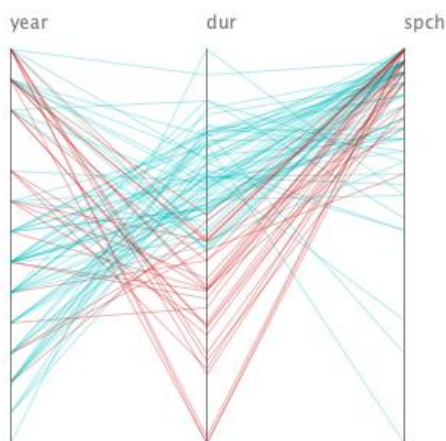
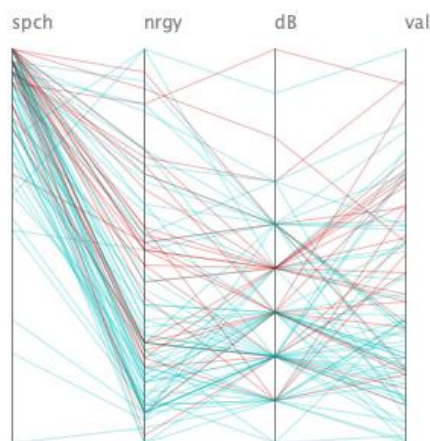
ことが読み取れる。

3-2 クラスタリングの挙動を見る

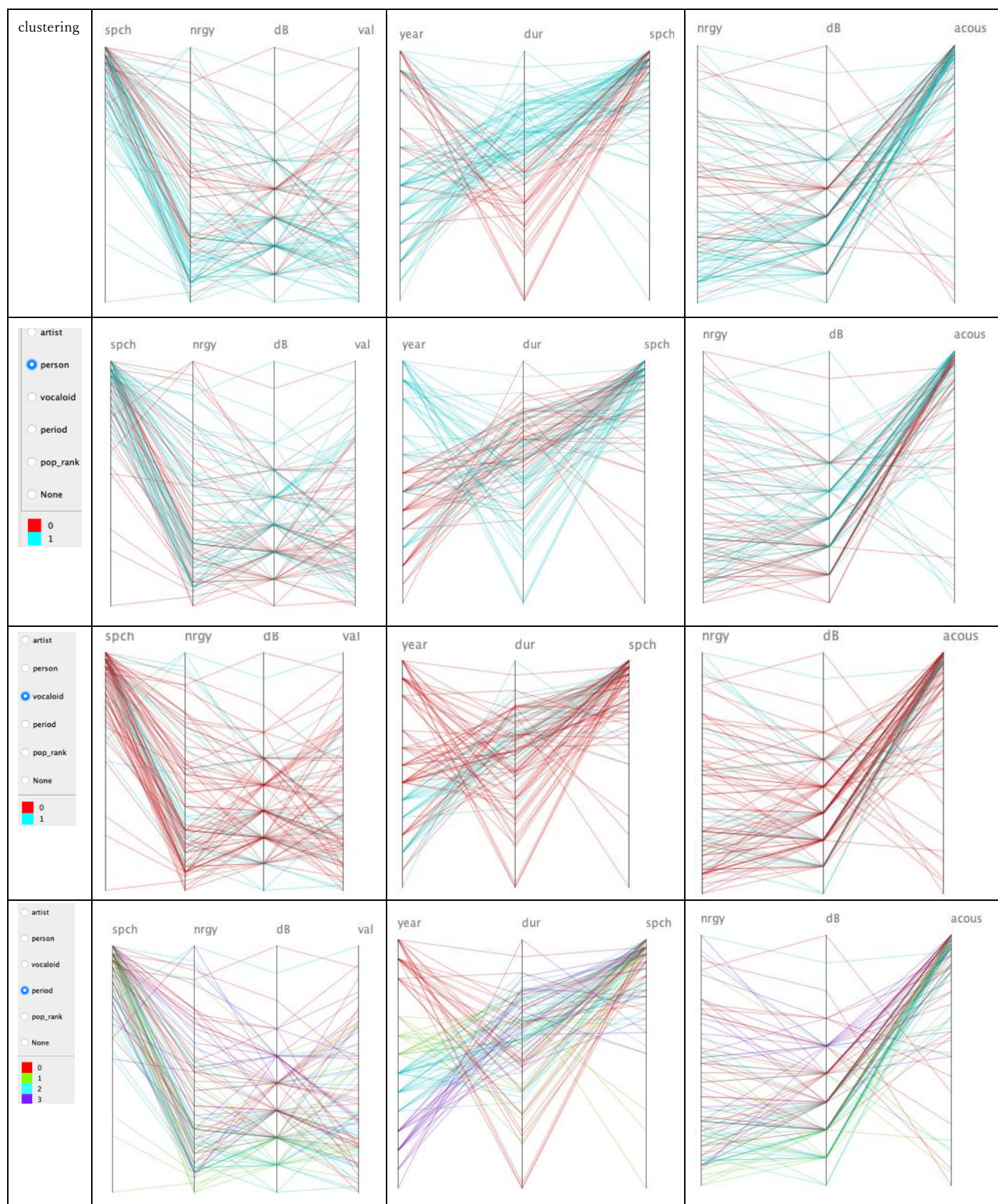
データ①を2つでクラスタリングし、結果を他の分類法と比べてみる。



また、スライダ操作によりどのような相関関係がクラスタリングに影響しているかを調べると、以下のような結果が得られた。



このままスライドの値を変更せずに幾つかの作成したカテゴリで色分けをしてみる。



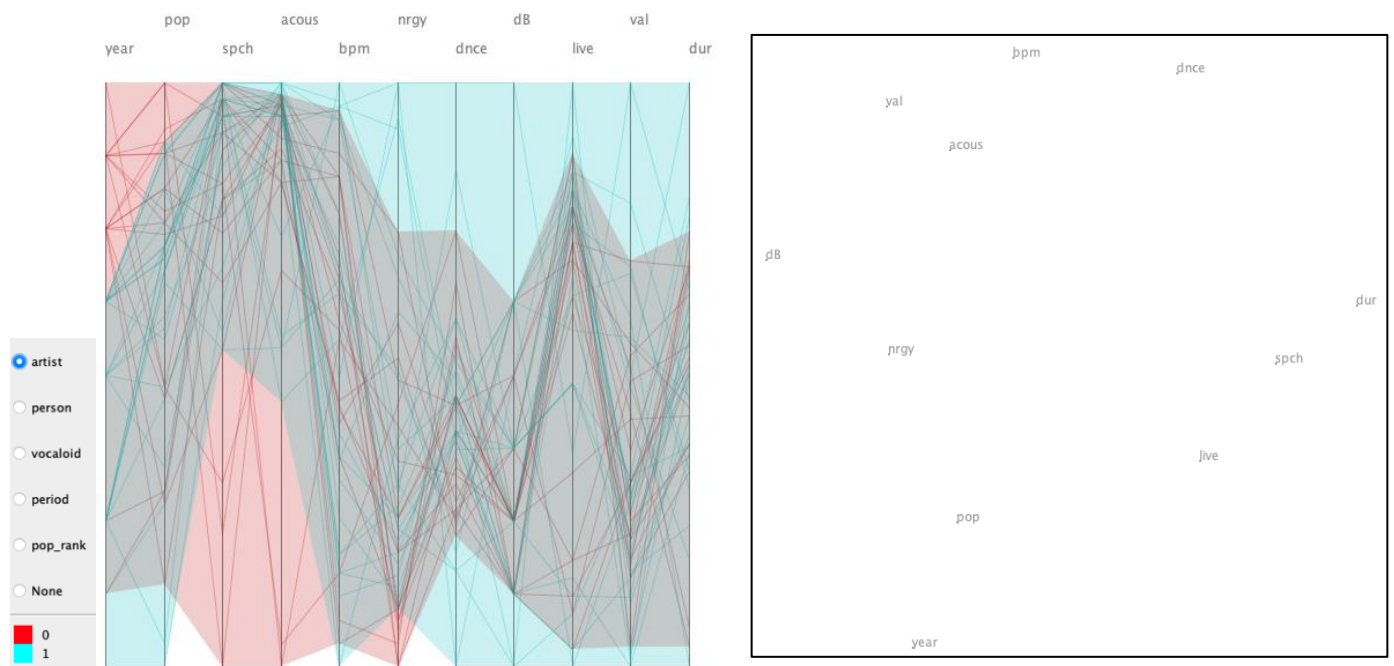
2 列目の図に注目するとわかりやすい。clustering では、中央の dur で山になっているか谷になっているかが大きなターニングポイントとなっているようである。ここで、色は反対だが、person のカテゴリがかなり近い分け方をされているように見える。

clustering では右上がりになっているものを水色で分類しているが、実際の person カテゴリデータではこの右上がりの線は赤と水色のどちらも入り混じっているという点では惜しいが、そこそこの精度で作曲者を見分けている。これより、年代と曲の長さ、語りの量が人を特徴づけている一因であるという可能性も考えられる。

3-3 作曲者ごとの特徴を探す

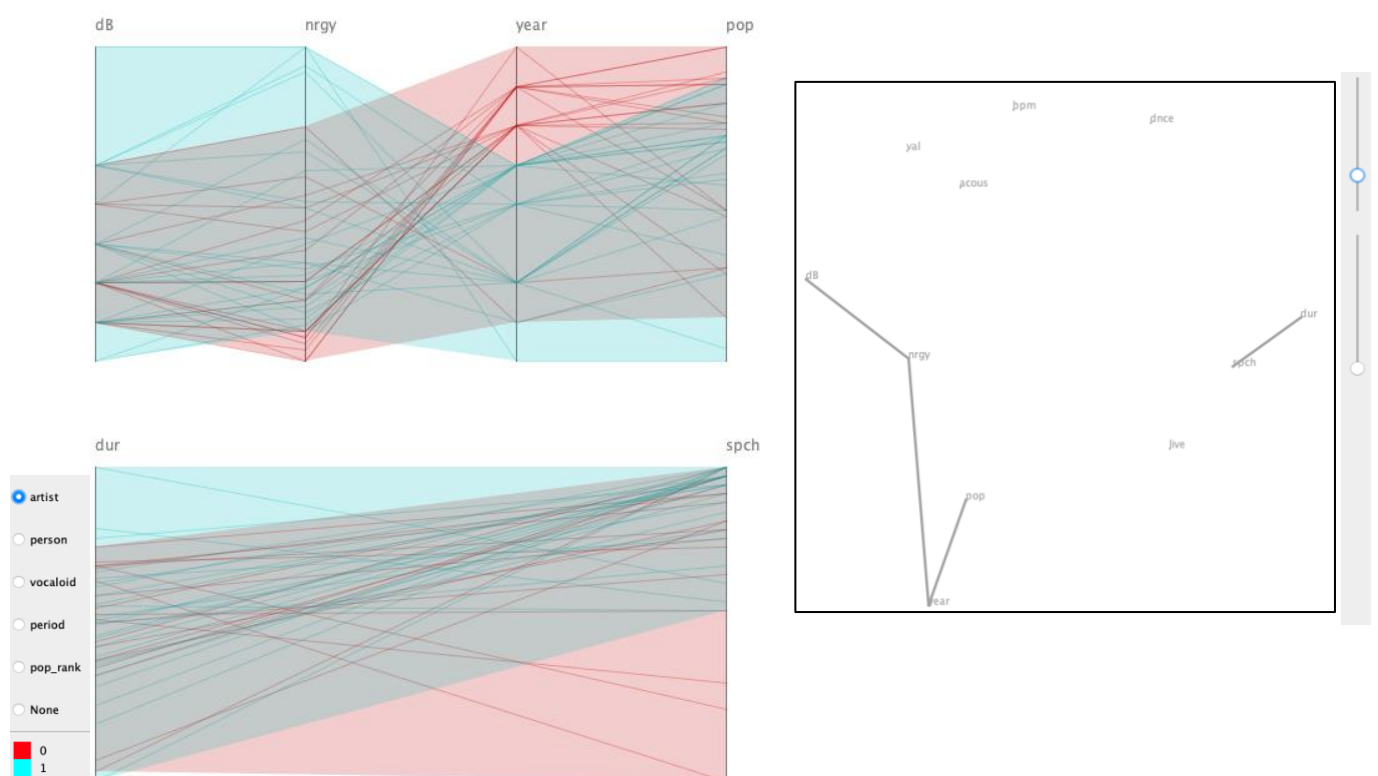
3-3-1 データ②（バルーン、須田景風）について

まずは artist カテゴリで分類する



nrgy~dnce~dB~live~val~dur では水色(=須田景風)がより幅が広い。year~pop~spch~acous に関しては赤(=バルーン)の方が広範囲に及んでいるが、全体的に水色の方が赤色の方をカバーしているように見える。ただし、year, pop については活動年月や投稿日時による影響が大きいと考えられる。

次に、スライドを移動させて強い相関を探してみる。

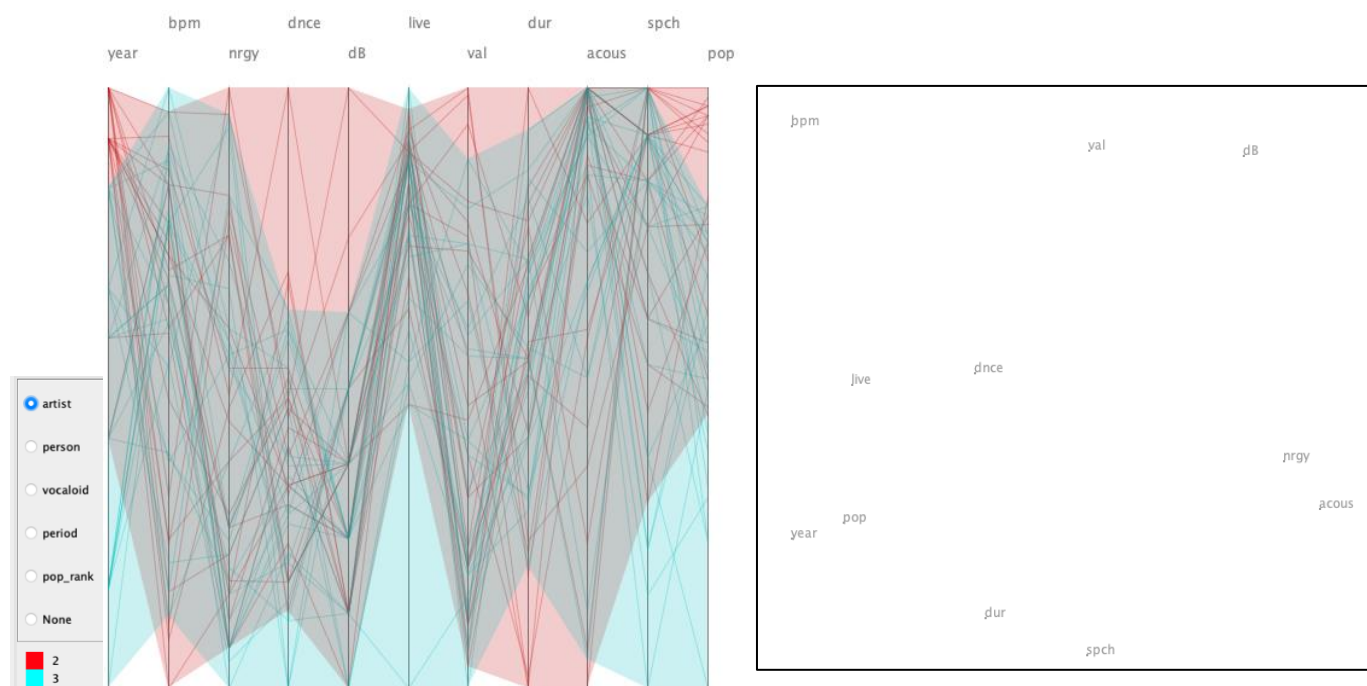


これにより、

- 昔の曲と今の曲が満遍なく人気を得ている。(上図の year~pop より)
- 昔の曲の方がエネルギッシュであり、今の曲及び須田景風名義での曲の方が活発さに関しては幅広くなっている(上図の nrgy~year より)
- 再生時間が短いほど語りっぽくなる傾向がある
 - 歌詞の量が曲の長さにあまり依存しておらず、曲が短い分詰め込まれるのではないだろうか?(下図より)
- 上図の year で下の方にある赤い線に注目すると、最近作られたバルーン名義の曲も水色に塗られている部分の形と似ていることがわかる。
 - 曲調の変化はボカロ P かそうでないかというよりは作曲者自身の変化の影響が大きい可能性が高い。といったことが読み取れる。

3-3-2 データ②と比べたデータ③(ハチ、米津玄師)について

まずはスライドを動かさない状態で artist カテゴリ分類してみる。



3-1 で言及したように、幾つかの近い要素が点在しているように見える。

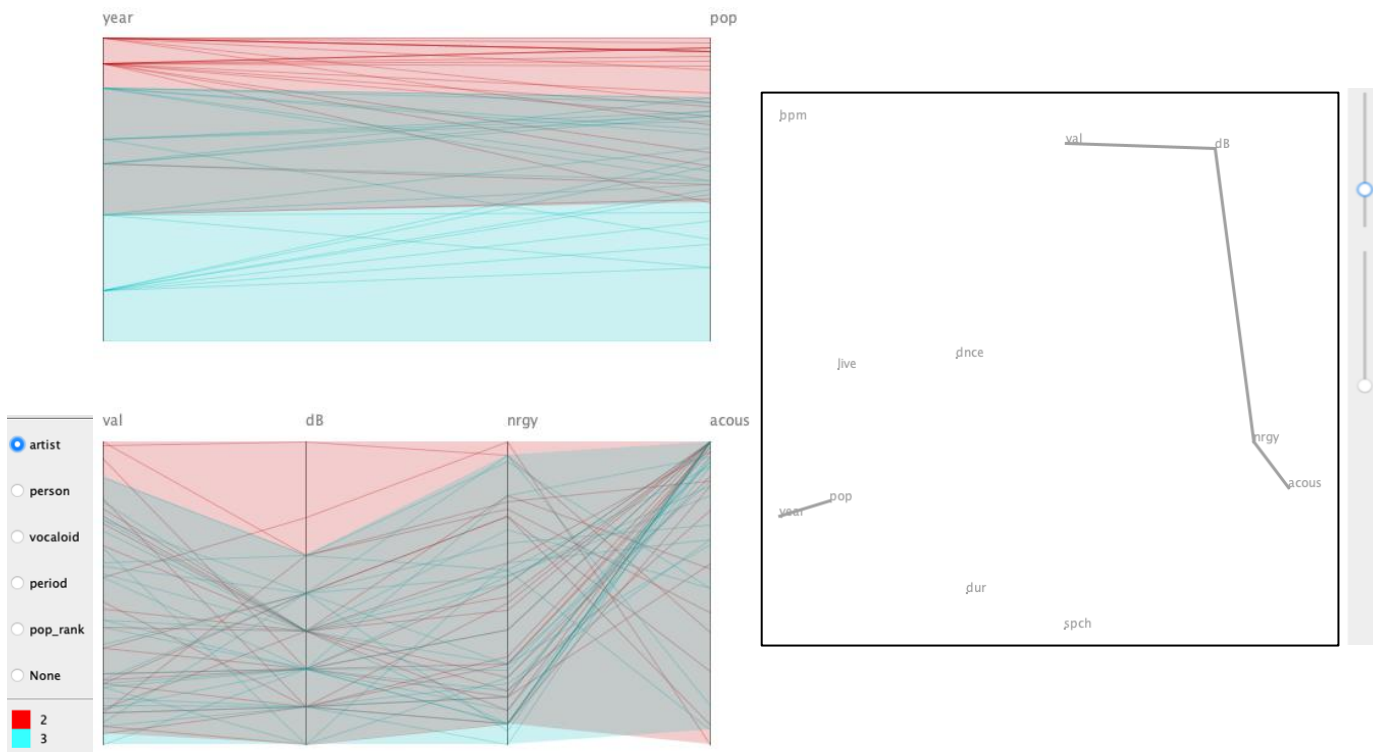
特に、year と pop、dur と spch、nrgy と acous が強い相関を持っているようである。

また、全体的に赤色(=ハチ)が図の上部(値の大きい側)を、水色(=米津玄師)が下部(値が大きい)側を占めているようにも見え、全体的に水色の方が赤色より幅が小さいものが多い。

データ②では本人名義の方がボカロ P 名義の時よりも曲の要素としては広くカバーしていたが、データ③では逆に本人名義の方がボカロ P 名義の時よりも少ないように見える。

ただし、米津玄師名義では曲が多過ぎてランダムに採択しているため、もしかしたらデータの偏りが現れてしまった可能性も記しておく。

こちらも同様にスライドを移動し、より強い相関を探してみる。



これにより、

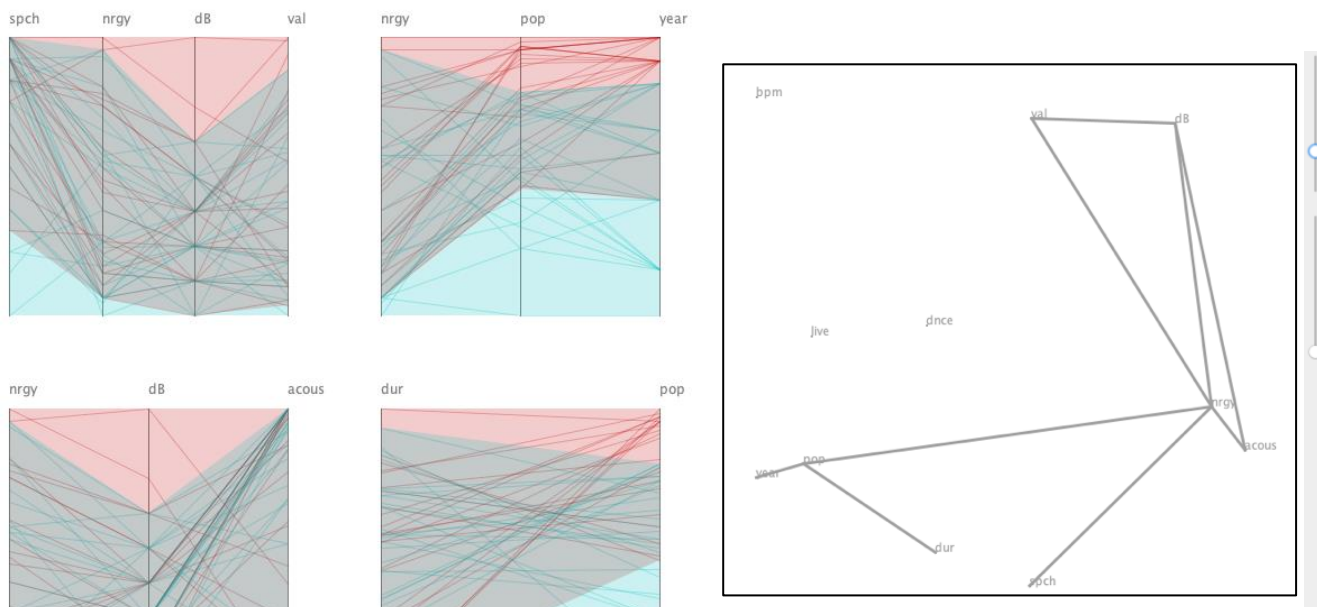
- 一定の時期を過ぎてからはコンスタントに人気がある。(上図 year~pop より)
- エネルギッシュではない曲の方が音響的、つまり、バンドサウンドのような音よりかはアコースティックギターのような響きを持つ音を多く使う傾向にある(下図 nrgy~acous より)
 - 音響的な曲の方がエネルギッシュになりにくいというのはなんとなく直感的にわかるが、相関として現れなかったデータ②との違いとして、曲による音響の振れ幅に差があると捉えることもできる。

といったことが読み取れる。

3-4 pop(人気)の傾向を探る

3-3 のデータより、pop についての以下のような気づきや発見が得られた。

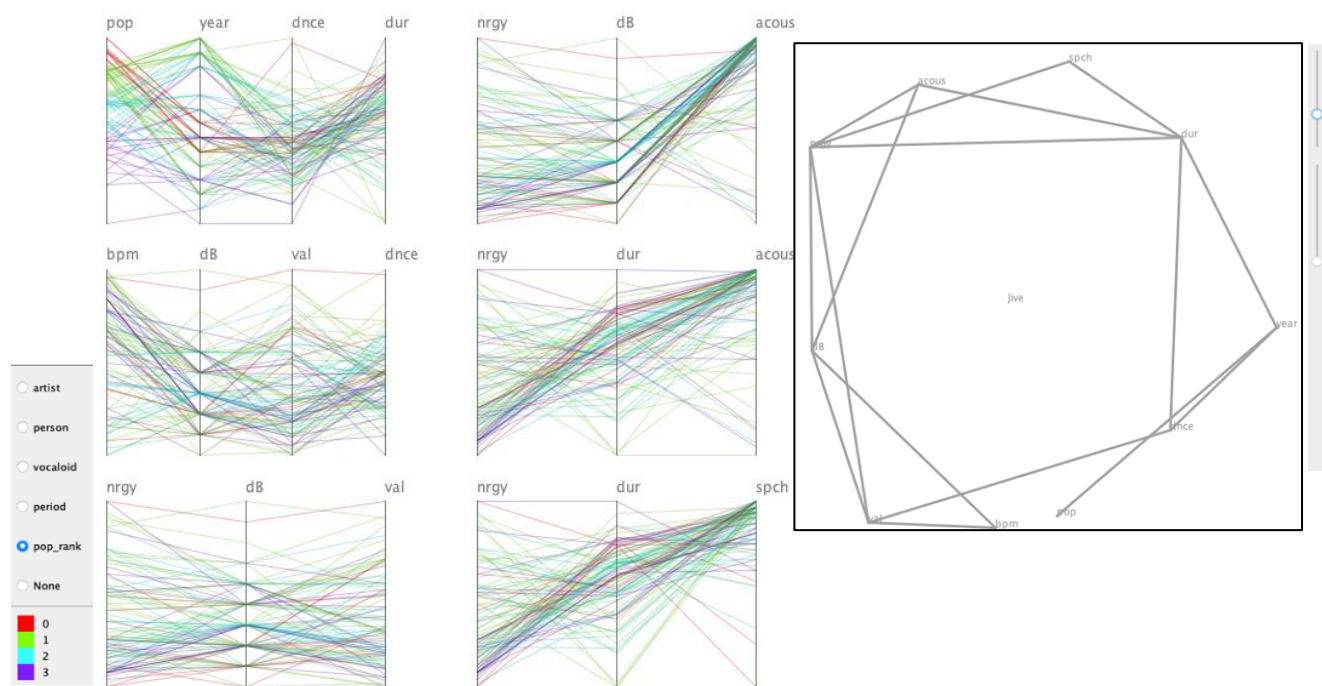
- 両者共に pop は year と強い相関を持っている。特にデータ③(米津玄師・ハチ)については強く出ており、反対にデータ②(須田景風・バルーン)においては昔の曲やボカロが人気の曲に混ざる比率が高い。
- データ②においてはスライダを少し動かした際に year 以外の nrgy、dB との相関が現れたが、データ③においては現れなかった。
- また、データ③のスライダを 3-3-2 から少し動かすと次のようになる。



ここで、右下に注目すると、dur(再生時間)と人気に負の相関があることがわかる。

つまり、短い曲の方が人気になりやすい傾向もあり、これはショート動画などの流行にも裏付けられるものではないだろうか。

また、データ①の pop_rank カテゴリによる相関をしてみる。



これより、

- 大体の要素で満遍なく各人気ランクに属するものが存在する。
- dnce、nrgy においては人気の曲は高い値の曲が多いように見える。(左上の図の dnce、左下の図の nrgy より)
→ 明るい曲は大衆受けが良かったり、踊りやすいものは若者の間で”バズる”といった理由があったりするのだろうか？

といったことが読み取れる。

4. 改善点、疑問点、感想

- おそらく歌詞を見ずに分析しているので、あまり幸せとは思えない曲が val でトップクラスにランクインしているのが気になった。
- 100 件近くのデータで 4 つという多いクラスに分類しようとしていたため、少しデータが少なかったり偏りがあったりするかもしれない。
- データの分析を始めた時に二人とも似たデータしか取れないのではないかと危惧していたが、想像よりも異なる点が多くて意外だった。
- ボカロ P としての考察もしたかったが、想像以上に違いが出なかったのもっとサンプルを増やすか、曲調を変えてそんなアーティスト、特に本人歌唱ではないがコンポーザーとして活動しているバンドなども調査すべきだったかもしれない。
(例: Ayase と YOASOBI、n-buna と ヨルシカ、koyori と 空白ごっこ、Misumi と DUSTCELL など。)
- 普段聴いている曲の意外なデータを見ることができて面白かった。踊りやすさを意識して聴くことなど無かったため、曲に関する新たな視点を得られた。

5. 参考文献

- 自分の Spotify データを Tableau で分析する方法：
(https://note.com/data_rockstar/n/n4267a680e1a9#8c5b7e71-fc71-4b7e-b18d-a93366980ea5)
- Organize Your Music: (<http://organizeyourmusic.playlistmachinery.com/>)
- Stats for Spotify : (<https://www.statsforspotify.com/>)
- Spotify for Developers (<https://developer.spotify.com/documentation/web-api/reference/#/operations/get-several-audio-features>)
- Spotify でデータを取得して「popularity」を聴いてみる : (<https://note.com/yusaku/n/nffd5412186ed>)
- Spotify Web API v0.4.0 :
(https://hexdocs.pm/spotify_web_api/Spotify.Tracks.html#:~:text=the%20most%20popular.-,The%20popularity%20of%20a%20track%20is%20a%20value%20between%200,how%20recent%20those%20plays%20are)