SSH Super Science Highschool 指定校（令和２年度採択）

令和３年度

「データサイエンス教育」の開発

【令和３年４月～令和４年３月の取組】

文部科学省スーパーサイエンスハイスクール指定校

兵庫県立姫路西高等学校

目　次

○　「データサイエンス教育」の概要

【 「データサイエンス教育」の概要 】

「データサイエンス教育」（以下，DS 教育）は，本校の SSH 事業において，国際理学科・普通科の全生徒が学校設定科目として受講する，新時代を見据えた独自の教育活動である。学習指導要領の改訂に伴い，各教科を横断的に学ぶことにより，効果を高める教育の実現を目指しカリキュラム開発を行っている。

SSH Ⅰ期目では，教科「数学」におけるデータの分析，統計的な推測，教科「情報」におけるデータの活用，情報とデータサイエンス（以下，DS）の分野を組み合わせた内容を学習するとともに，「総合的な探究の時間」における探究のプロセスを実践していくことで，DS を基盤とした探究活動を行う。

1. カリキュラム開発

本校における３年間の DS 教育は，１年次を「探究準備期間」，２年次を「探究実践期間」，３年次を「探究展開期間」と位置づけ，表１のように単位数を設定した。なお，本校では，理数に関する学科である「国際理学科」と，「普通科」が設置されている。

表１　DS 教育に関わる科目名と単位数

国際理学科	科目名	単位数
準備(1 年)	データサイエンス研究	4
実践(2 年)	データリサーチ研究	3
展開(3 年)	グローバル研究	2
普通科	科目名	単位数
準備(1 年)	データサイエンス探究	2
実践(2 年)	データリサーチ探究	2
展開(3 年)	グローバル探究	1

各学科において下記のように科目を代替し，３年間の教育課程を編成した。

（ア） 国際理学科１年【探究準備期間】

DS 教育の基礎・基本を学ぶ学校設定科目「データサイエンス研究（４単位)」を実施し，それによって「社会と情報（１単位)」「課題研究（１単位)」「総合的な探究の時間（２単位)」の代替とする。

（イ） 国際理学科２年【探究実践期間】

DS を基盤とした研究実践を行う学校設定科目「データリサーチ研究（３単位)」を実施し，それによって「社会と情報（１単位)」「課題研究（１単位)」「総合的な探究の時間（１単位)」の代替とする。

（ウ） 国際理学科３年【探究展開期間】

DS の学びを振り返るための学校設定科目「グローバル研究（２単位)」を実施し，それによって「コミュニケーション英語Ⅲ（１単位)」「課題研究（１単位)」の代替とする。

（エ） 普通科１年【探究準備期間】

DS 教育の基礎・基本を学ぶ学校設定科目「データサイエンス探究（２単位)」を実施し，それによって「社会と情報（１単位)」「総合的な探究の時間（１単位)」の代替とする。

（オ） 普通科２年【探究実践期間】

DS を基盤とした研究実践を行う学校設定科目「データリサーチ探究（２単位)」を実施し，それによって「社会と情報（１単位)」「総合的な探究の時間（１単位)」の代替とする。

（カ） 普通科３年【探究展開期間】

DS の学びを振り返るための学校設定科目「グローバル探究（１単位)」を実施し，それによって「総合的な探究の時間（１単位)」の代替とする。

2. 統計的探究プロセス PPDAC サイクル

平成 30 年度告示高等学校学習指導要領解説理数編における第１節数学Ⅰの「３(4)データの分析」において，統計的探究プロセスが記載されている。統計的探究プロセスの５つの段階からなる「問題（Problem）－計画(Plan)－データ(Data)－分析(Analysis)－結論(Conclusion)」（以下，PPDAC サイクル）に基づき，本校の DS 教育の根幹を組み立てた。

問題（Problem）

生徒が自分の興味関心のある研究テーマを決め，課題発見に向けて抽象的な内容から具体的な内容へと細分化・具体化していく。

計画（Plan）

仮説を立てて，必要なデータを考え，仮説を検証するための分析計画を立てる。

データ（Data）

オープンデータや観察・実験などにより実際にデータを収集する。収集したデータを表計算ソフトや Python などのプログラミング等の知識・技能を活かして，データを整理・整形する。

分析（Analysis）

整理・整形したデータをもとに解析を行う。データ解析に関する知識や技能を活かしてデータを解析し，結論を導く。

結論（Conclusion）

データ解析によって得られた結果を，先行研究やフィールドワークなどを通して実態と照らし合わせて考察する。

また，具体的な授業を実践していく上では，５つの段階を細分化し，各教科の内容を割り振りながら授業展開を作成した。PPDAC サイクルを細分化した内容が次の図１である。

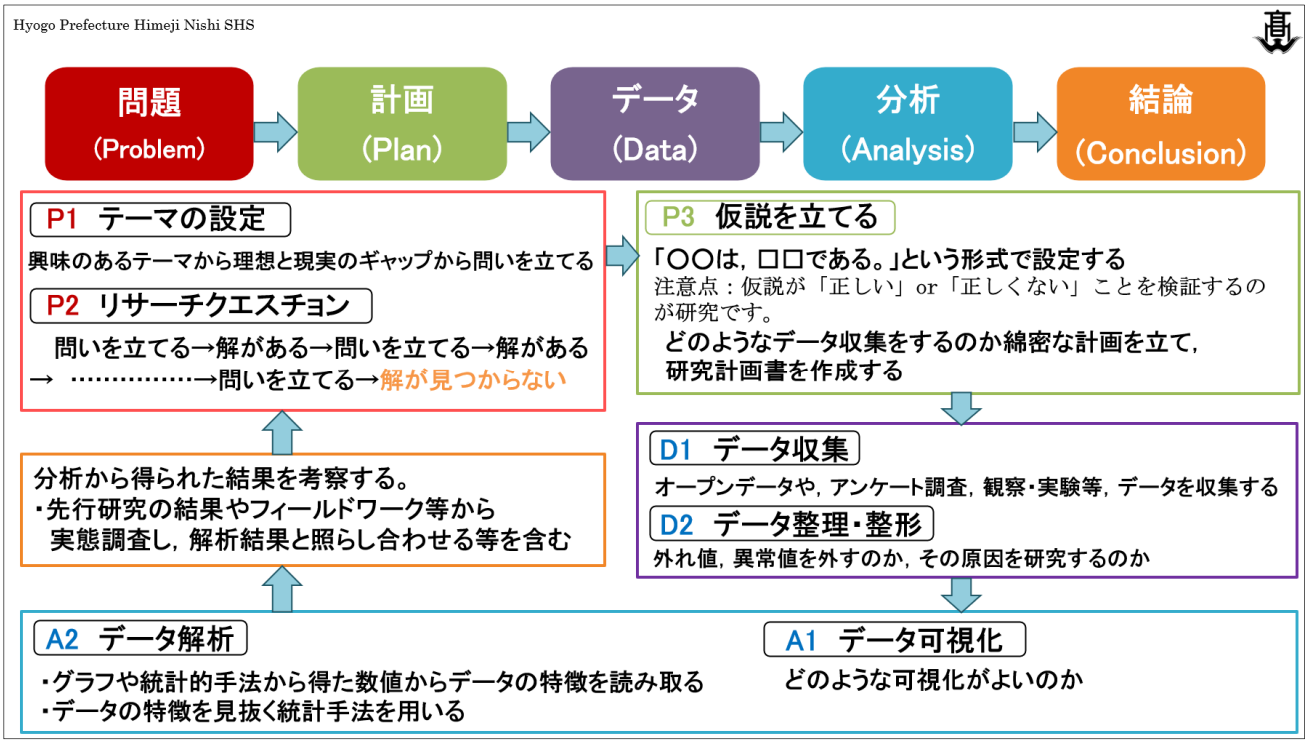


図 1　PPDAC サイクルの詳細

3. 学校設定科目の授業内容と構成例

実施形態は，通常講座と集中講座を適宜実施している。通常授業は，週に 1 コマ実施し，集中講座は毎月特定の時間に集中的に実施している。

3.1 「データサイエンス探究」の年間計画

(1) 対象　　普通科 1 年生（6 クラス）

(2) 教員の配置

通常講座は，3 名の教員で担当し，それぞれ場面に応じた授業を実施している。

集中講座は，生徒 240 名に対して，12 名の教員で担当する。1 人の教員が 4 グループ担当し，研究指導を行っている。

表 2　データサイエンス探究の年間計画

	通常講座	回数	集中講座	回数
4 月 ～5 月考査	データの分析 情報モラル・研究モラル MS-Excel の知識・技能	3	DS の概要	1
5 月考査終了後 ～7 月考査	【D（データ）】に関する講義・演習 MS-Excel の知識・技能 単回帰分析法の理解	7	上級生の研究発表による学び	1
7 月考査終了後 ～夏季休業	統計ポスター作製演習	2	研究中間発表会(ポスター) 研究評価の振り返り	2 2

9 月 ～10 月考査	【A（分析)】に関する講義・演習 西松屋ケースメソッド連携企業データ解析演習	3 1	【P(問題)】に関する講義･演習 【P(計画)】に関する講義･演習 データ分析小論文講座	1 1 1
10 月考査後 ～12 月考査	連携企業によるデータ解析 PBL 【C（結論)】に関する講義・演習 情報デザインに関する講座	6 1 1	データ解析 I 発表会 （スライド）	2
12 月考査後 ～3 月	DS 教育の基礎・基本の復習 新価値創造講座 次年度のオリエンテーション 研究計画書作成講座	2 2 1 3	２年生研究発表会への参加 英語研究発表会 【A(分析)】に関する講義･演習 先行研究調査	3 1 1 1

3.2 「データリサーチ探究」の年間計画

(1) 対象　　普通科２年生（６クラス）

(2) 教員の配置

通常講座は，4 名の教員で担当し，それぞれ場面に応じた授業を実施している。

集中講座は，生徒 240 名に対して，12 名の教員で担当する。１人の教員が７～８グループ担当し，研究指導を行っている。

表３　データリサーチ探究の年間計画

	通常講座	回数	集中講座	回数
４月 ～５月考査	【A（分析)】に関する講義・演習 回帰分析法の理解	1 3		
5 月考査終了後 ～7 月考査	標準化の理解 統計的仮説検定の理解 クラスタリングの理解	2 2 2	【P(問題)】に関する講義･演習	2
7 月考査終了後 ～夏季休業	統計ポスター作製演習	1	研究中間発表会(ポスター) 研究評価の振り返り	2 2
9 月 ～10 月考査	Python を活用したデータ処理 推測的な統計の理解 考察・創造力について	1 3 1	事例研究演習（計画）	
10 月考査後 ～12 月考査	ルーブリックに関する講義 アブストラクトに関する講義 研究実践	1 1 4	事例研究演習（評価） 事例研究演習（分析・考察） 研究実践	1 1 2
12 月考査後 ～3 月	メタ認知育成講座 論文作成講座	4 4	データ解析発表会（ポスター）	3

4. 評価の方法

【知識・技能】定期考査

DS に係わるペーパーテストを実施し，DS の知識・技能を測定する。テスト内容に関係する従来の科目との関係は下表の通りである。

表４　ペーパーテストに含まれる従来の科目内容

従来の科目	1 年前半	1 年後半	2 年前半	2 年後半
数学 I	データの分析①	データの分析②		データの分析③
数学 B			推測統計①	推測統計②
情報 I		データの活用①		データの活用②
情報 II			情報とデータサイエンス	

【思考力・判断力・表現力】発表会におけるルーブリック評価

（74 回生は 3 観点× 5 段階評価，75 回生は 7 観点× 5 段階評価）

発表会ごとに教員研修を実施し，ルーブリックにおける基準の相互理解を行い，評価をつける。

【主体的に学習に取り組む態度】研究記録簿（Teams の討議を含む）による研究討議の得点化

研究グループの生徒同士や，担当教員とのやり取りを踏まえて，主体的に研究に取り組む態度を評価する。

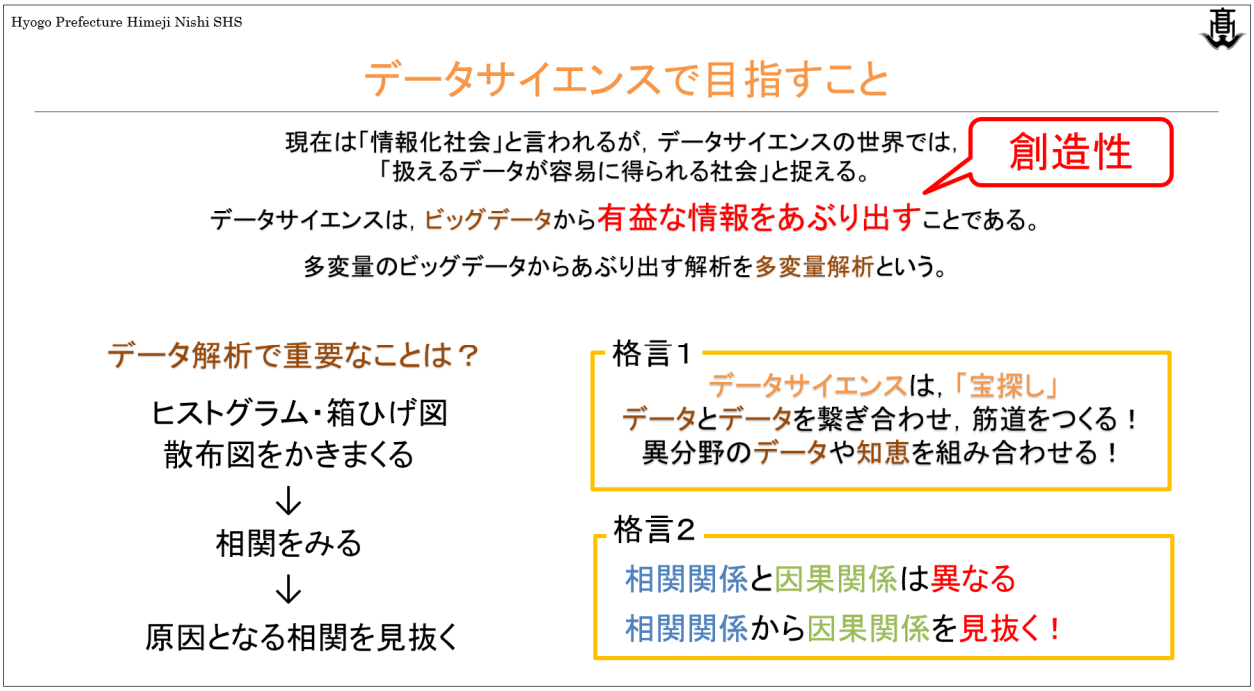
○　資料編

【 資料編 】

1. 授業教材例

(1) 「DS 教育」において価値創造を目指すことを意識させるためスライド

膨大な情報（ビッグデータ）から，必要なデータを選択し，データが意味を持つように表現（可視化）し，解析結果を融合することで，新たな価値を生み出す過程の獲得，結論の創造を目指す。

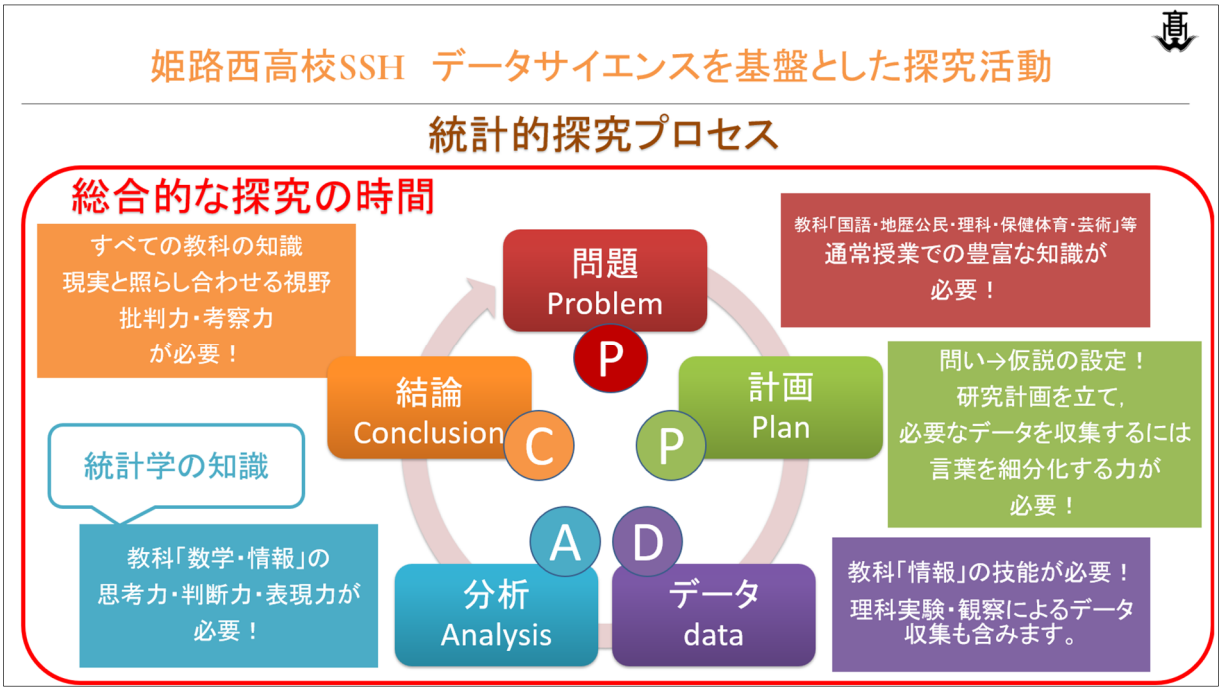


(2) 「DS」に必要な学問概念をイメージしたスライド

DS は，文系・理系という概念を超えた分野であることを示す。

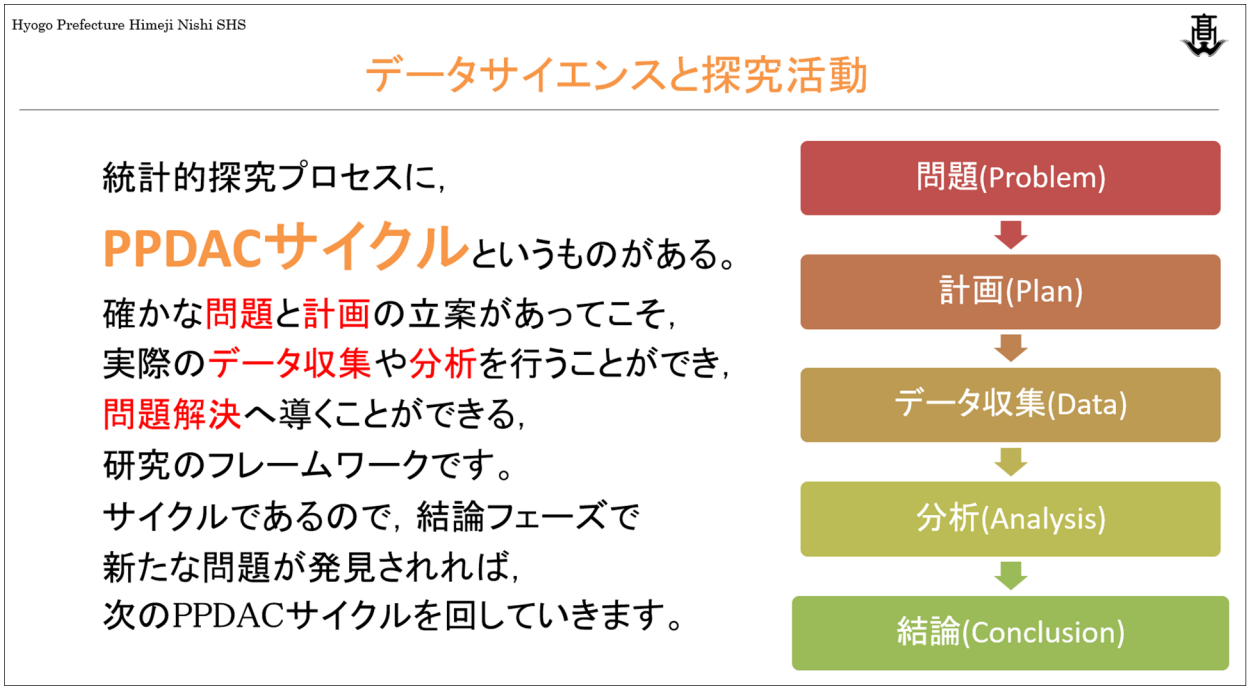
(3)　PPDAC サイクルと各教科の関連を示したスライド

学校の教育活動における各教科の役割を整理している。



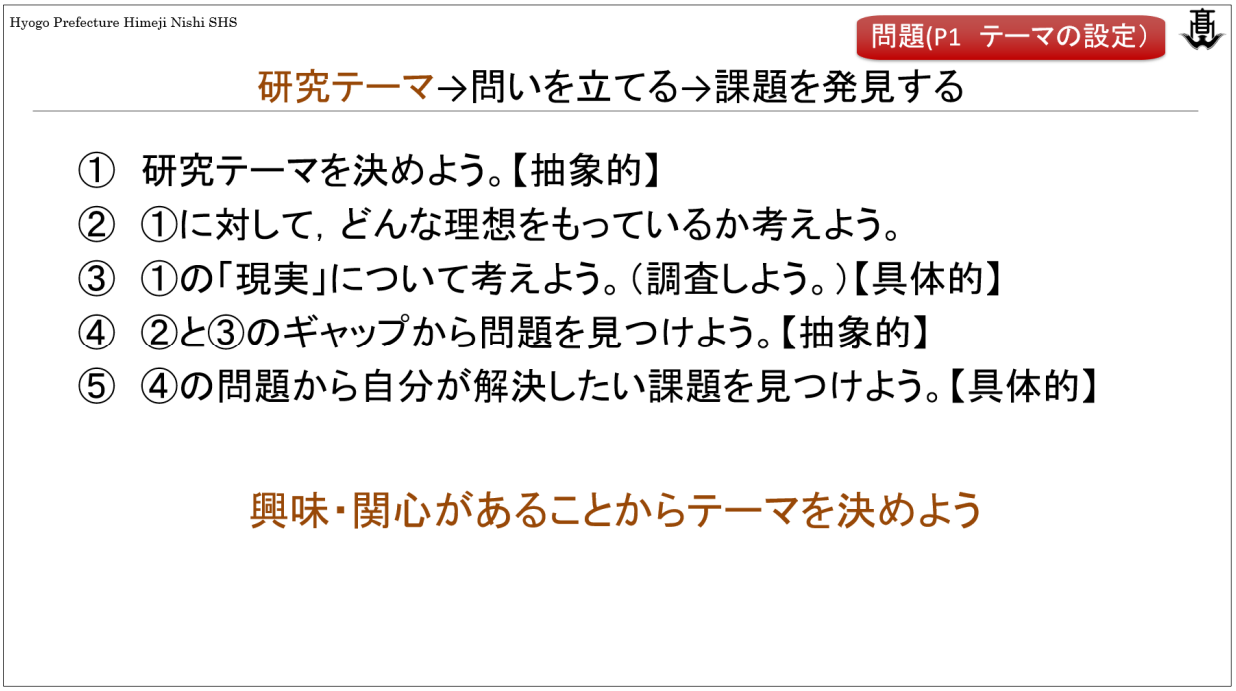
(4)　PPDAC サイクルを説明したスライド

統計的探究プロセス，PPDAC サイクルという研究のフレームワークを説明する。



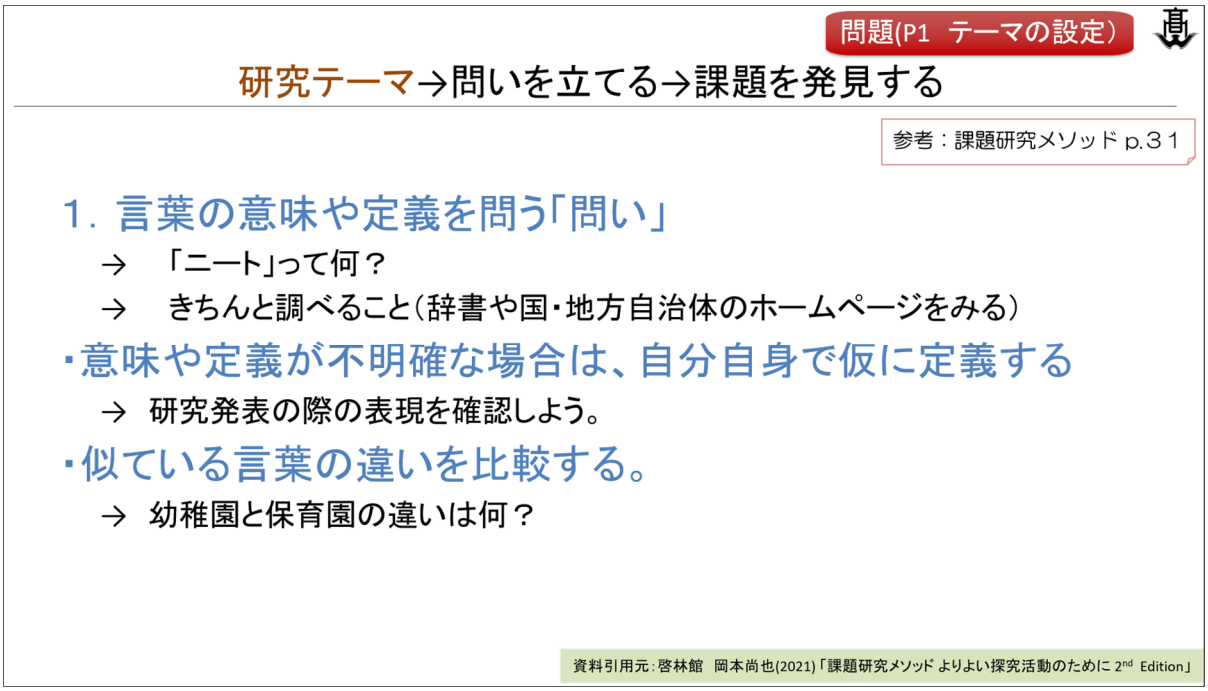
(5)　【問題】に関する授業スライド１

各生徒の興味関心のある内容でテーマを設定させていく。その際に，テーマに対して「理想」を述べさせ，「現実」を調査させると，ギャップが出てくる。そのギャップから問題→課題を見つけるきっかけが生まれることを説明する。



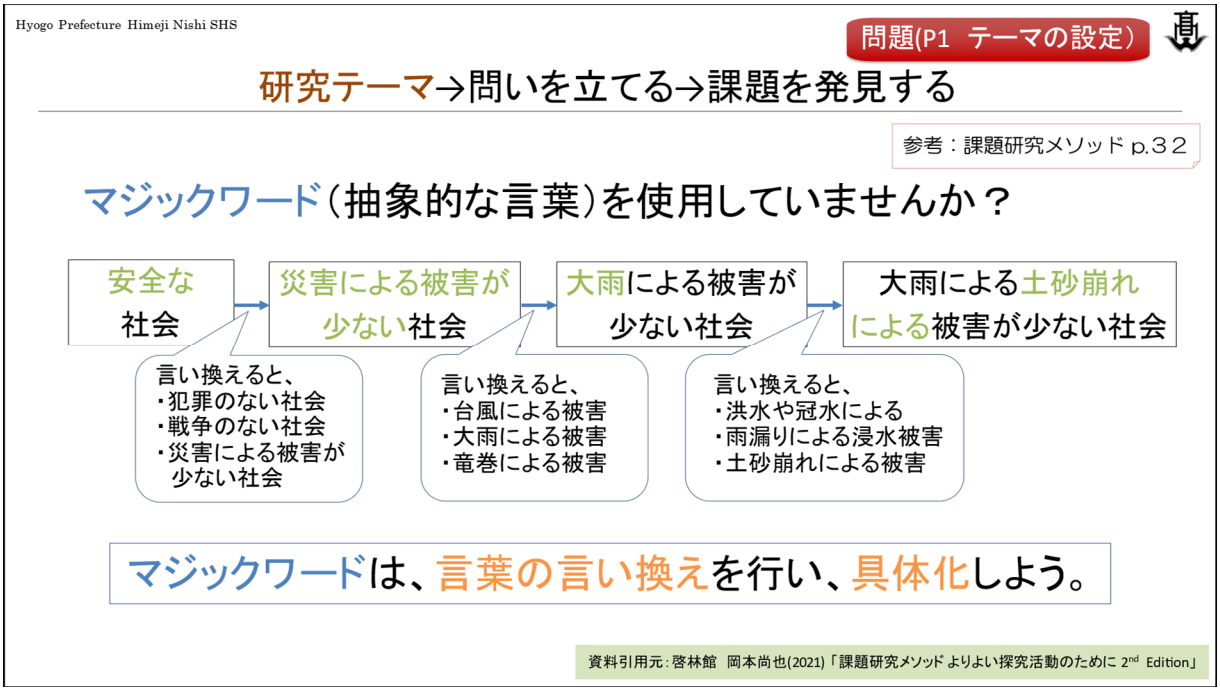
(6)　【問題】に関する授業スライド２

研究テーマが抽象的な場合，スライドのように言葉の意味や定義が明確でない場合が多い。そのため，スライドのように言葉の定義を意識させる。



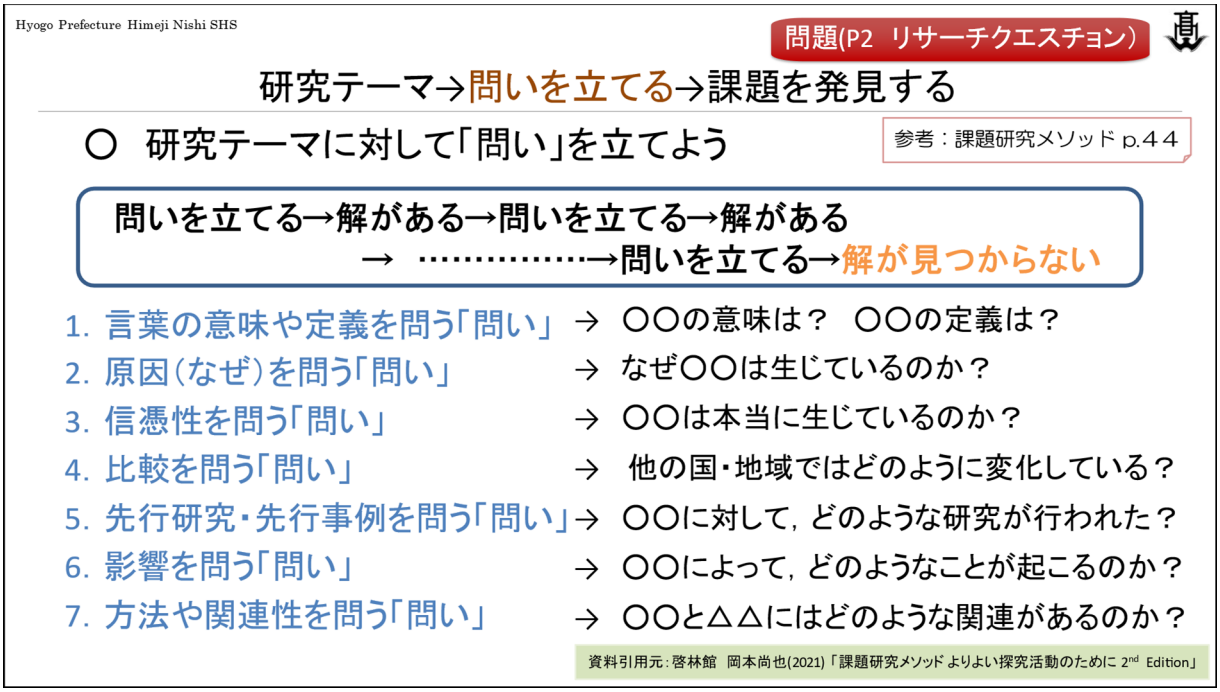
(7)　【問題】に関する授業スライド３

指導の参考事例として，スライドのように抽象的な内容を具体的な内容へ換言していくと，研究内容が深まる。そうしたマジックワードを意識化させることで，生徒と教員が共有した概念を持つことができる。



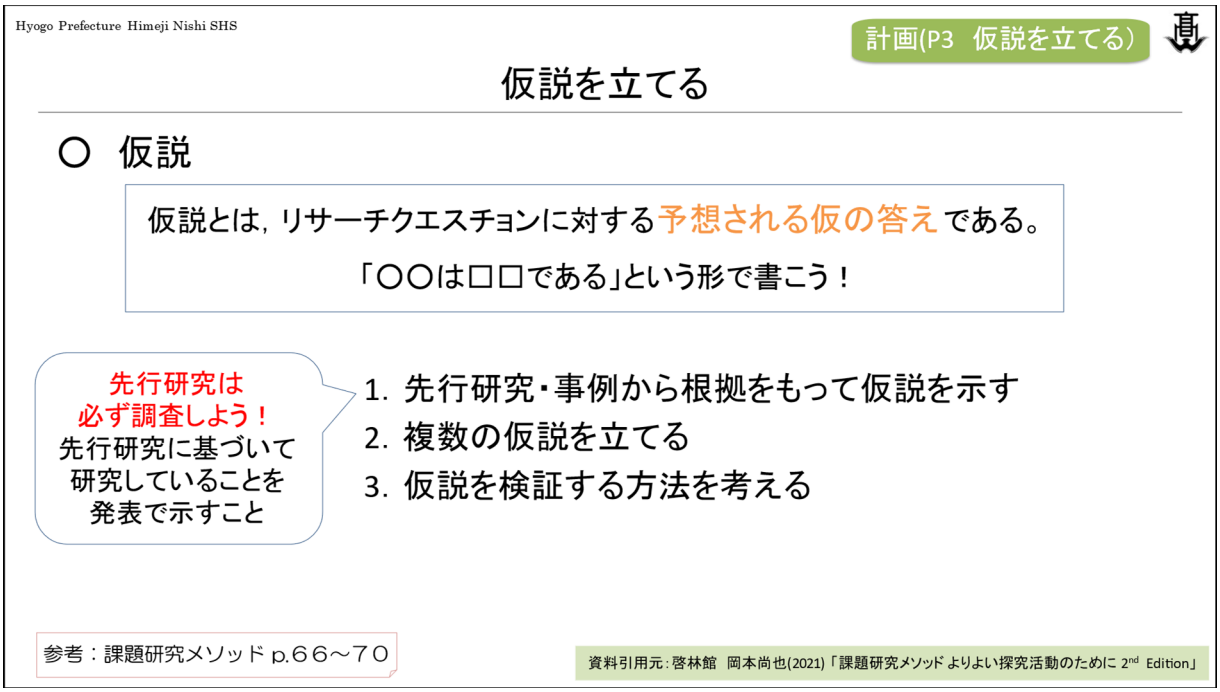
(8)　【問題】に関する授業スライド４

仮説の立て方として，スライドのように「解が見つからない問い」が仮説候補となる。スライドのように問いを深めていくことで，仮説へとつながることを説明する。



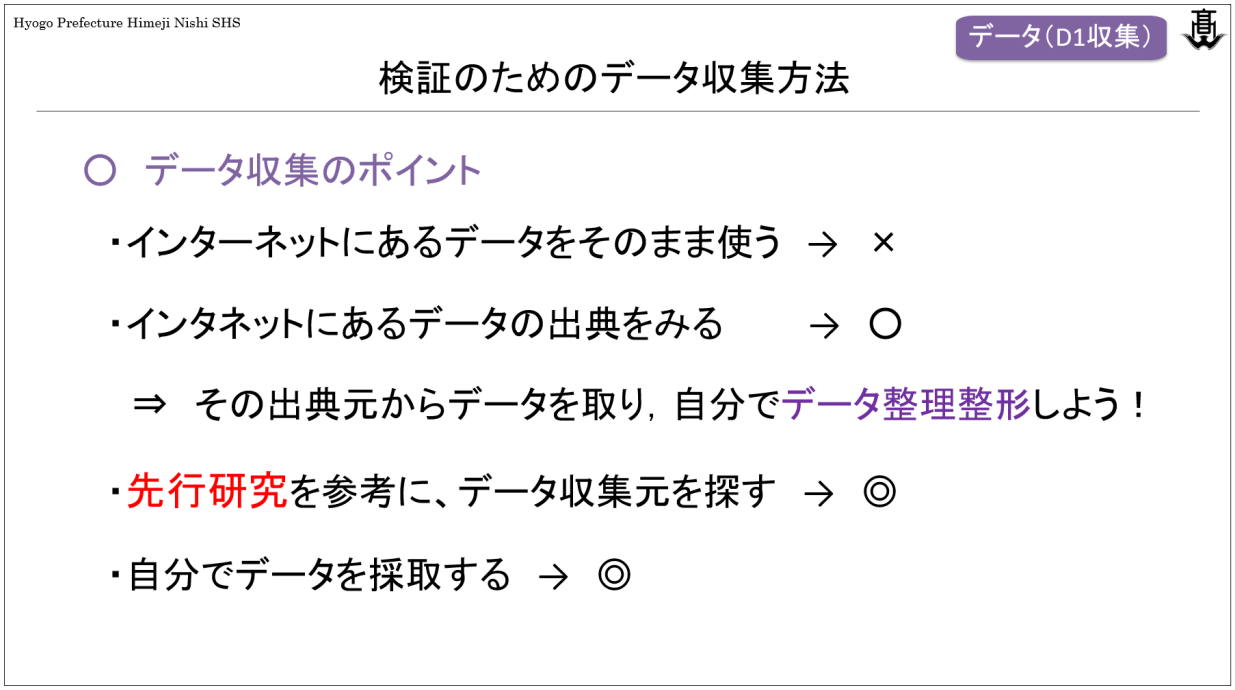
(9)　【計画】に関する授業スライド

先行研究を調査し，仮説を立てることを示す。



(10)　【データ】に関する授業スライド１

データ収集の方法を示す。

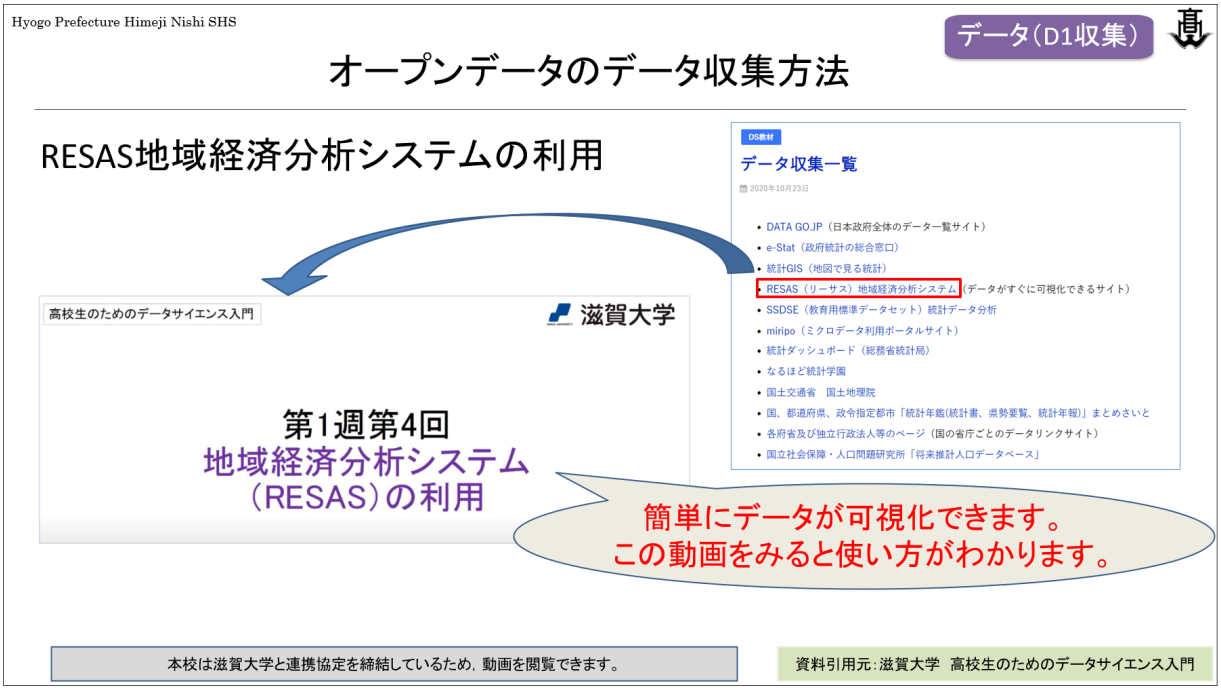


(11)　【データ】に関する授業スライド２

オープンデータを収集するための集積サイトを活用させる。

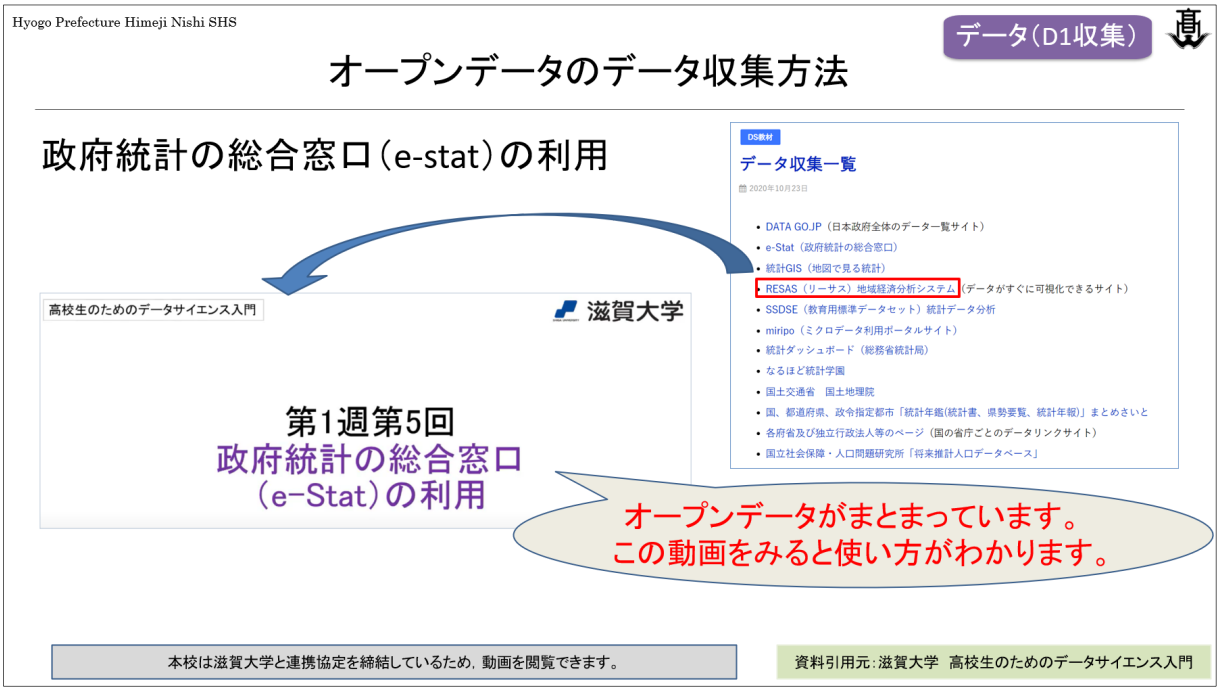
(12)　【データ】に関する授業スライド３

容易にデータが可視化される RESAS（リーサス）というサイトの活用方法を体得させる。



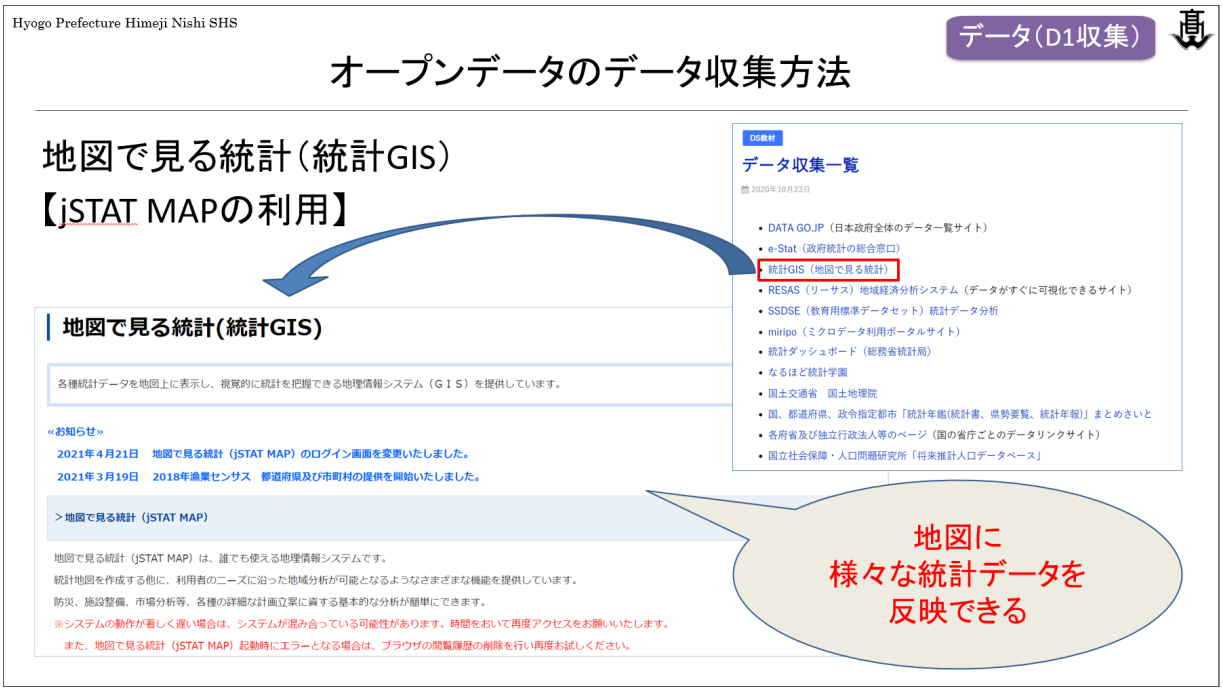
(13)　【データ】に関する授業スライド４

エクセルファイル・csv ファイルでのオープンデータの取得が可能になる，政府統計の総合窓口（e-stat）というサイトの活用方法を体得させる。



(14)　【データ】に関する授業スライド５

地図で見る統計（統計 GIS）というサイトによって，地図上に統計データを可視化するソフトの活用方法を体得させる。



(15)　【データ】に関する授業スライド６

データの特徴を読み取るために，エクセルを活用してデータを整理整形する。

Hyogo Prefecture Himeji Nishi SHS

データ（D2整理整形）

整理整形に活用できるエクセルの関数

統計量とは … 代表値（最小値・第１四分位数・第２四分位数（中央値）・第３四分位数・最大値）
最頻値，平均値，分散，標準偏差など

求めたい値	エクセルの関数
合計	=SUM(○ : ○)
データ数	=COUNT(○ : ○)
平均	=AVERAGE(○ : ○)
分散	=VARP(○ : ○)
標準偏差	=STDEV(○ : ○)
最小値	=QUARTILE(○ : ○ , 0)
第１四分位数	=QUARTILE(○ : ○ , 1)
第２四分位数（中央値）	=QUARTILE(○ : ○ , 2)
第３四分位数	=QUARTILE(○ : ○ , 3)
最大値	=QUARTILE(○ : ○ , 4)

データ	10
	20
	30
	40
	50
	60
	70
	80
合計	360
データ数	8
平均	45
分散	525
標準偏差	22.91
最小値	10
第1四分位数	27.5
第2四分位数（中央値）	45
第3四分位数	62.5
最大値	80

(16)　【データ】に関する授業スライド７

外れ値や異常値に関するデータの取り扱い方を理解させる。

Hyogo Prefecture Himeji Nishi SHS

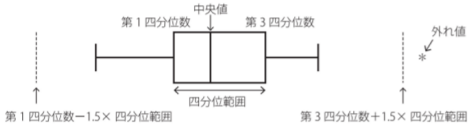
データ（D2整理整形）

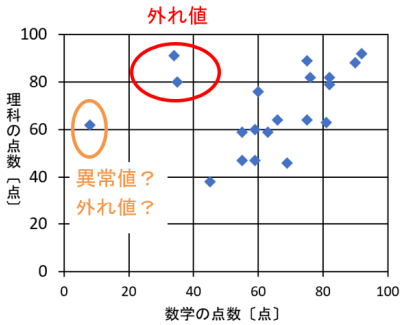
データの外れ値・異常値

外れ値 … 量的データにおいて，他の値から極端にかけ離れたデータのこと
異常値 … 測定ミスや入力ミスなどによる値

外れ値の判断

まず，明確な外れ値の定義はない。ただ，１つの目安として，下記を示しておく。
・通常四分位範囲の1.5倍以上離れた値（「数学」学習指導要領より）
・平均値より±2σ離れた値



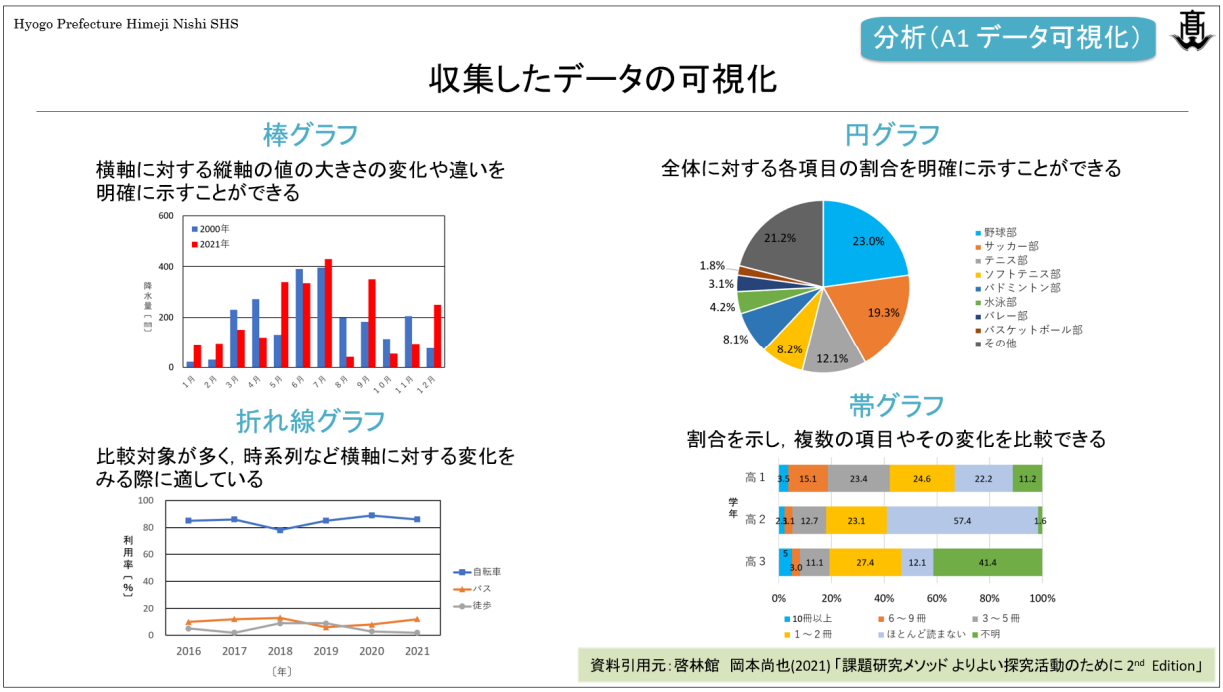


「外れ値」のポイント

① 外れ値を除いて，研究を進めるのも１つの流れです。
しかし，研究の流れとしては，一度外れ値を含めた散布図を示し，外れ値として判断した基準を示す。
そして，外れ値を除いた散布図を示すことで，きちんと外れ値を判断したことを伝えることが重要です。
② 外れ値の原因を研究するのも，１つの研究です。

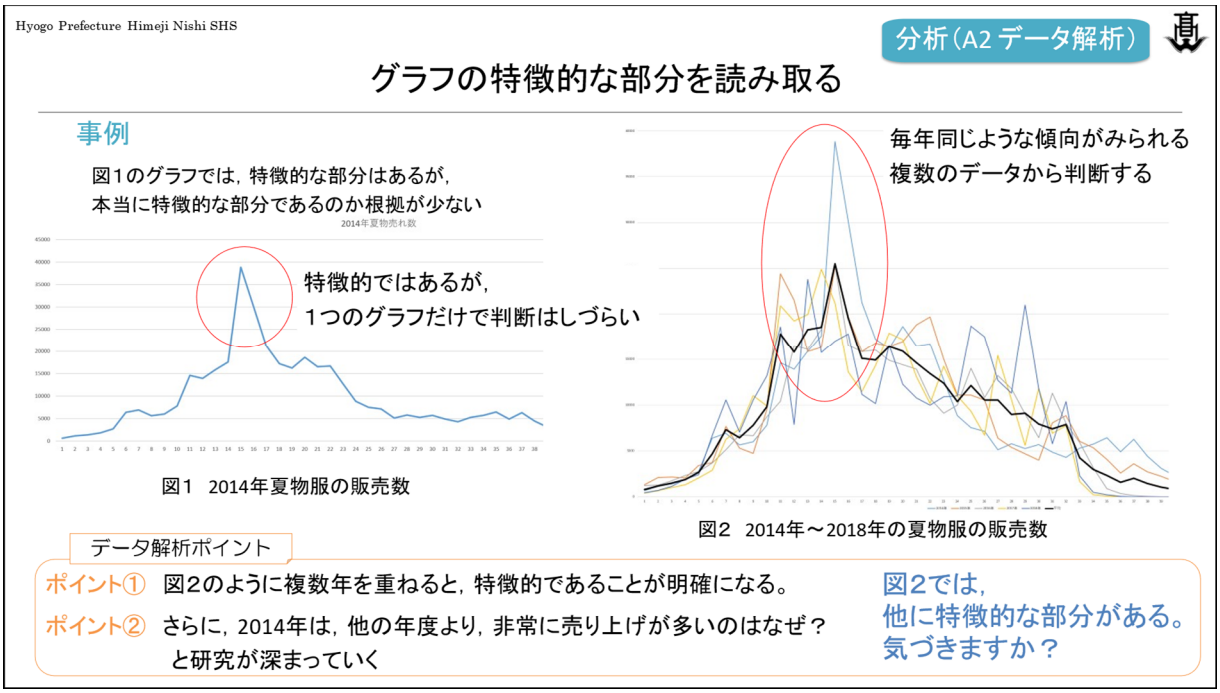
(17)　【分析】に関する授業スライド１

基本的なデータの可視化について，伝えたい内容に適した方法を理解させる。



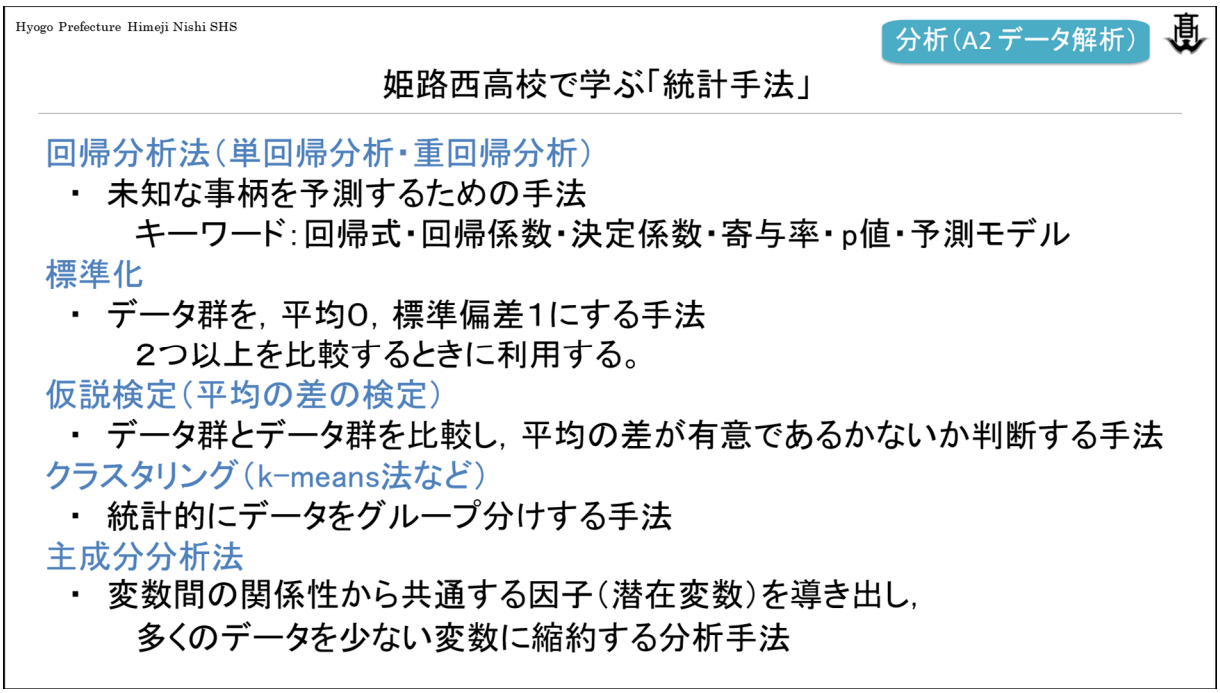
(18)　【分析】に関する授業スライド２

解析する際に，単体のデータで判断せずに複数のデータを比較する手法を理解させる。



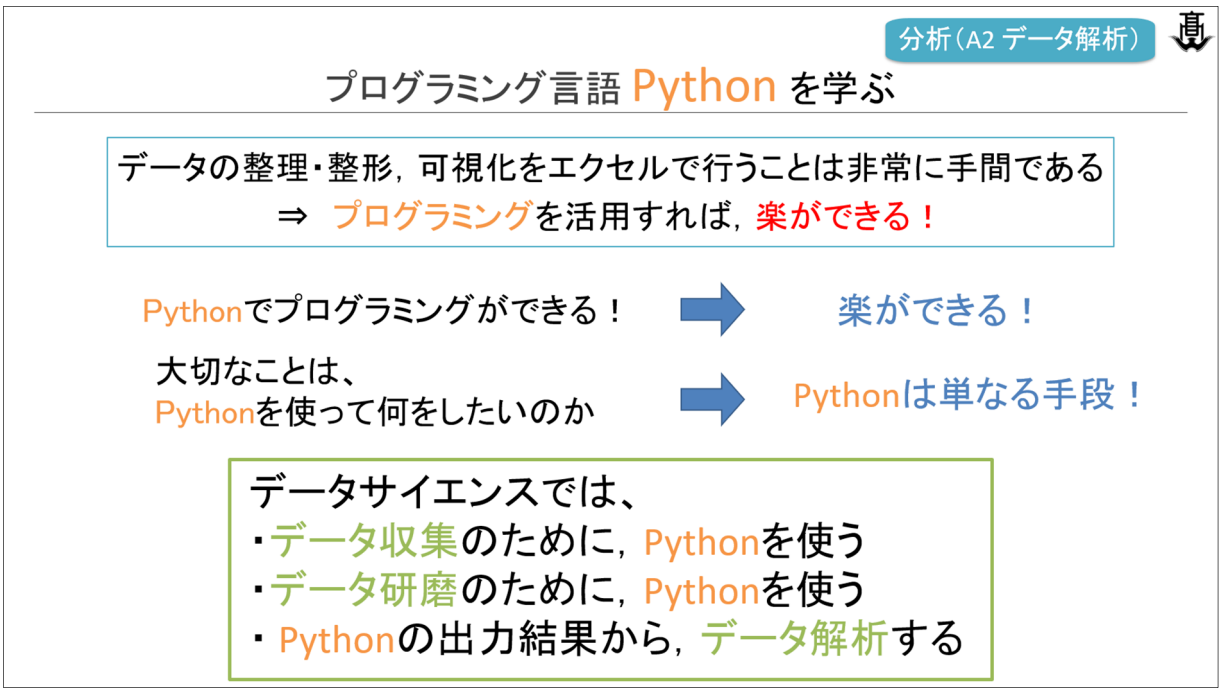
(19)　【分析】に関する授業スライド３

本校で主に指導する統計手法である。ただし，研究でこれらの統計手法をすべて活用しなければならないわけではない。研究内容に即した手法を選択する力の必要性も理解させる。



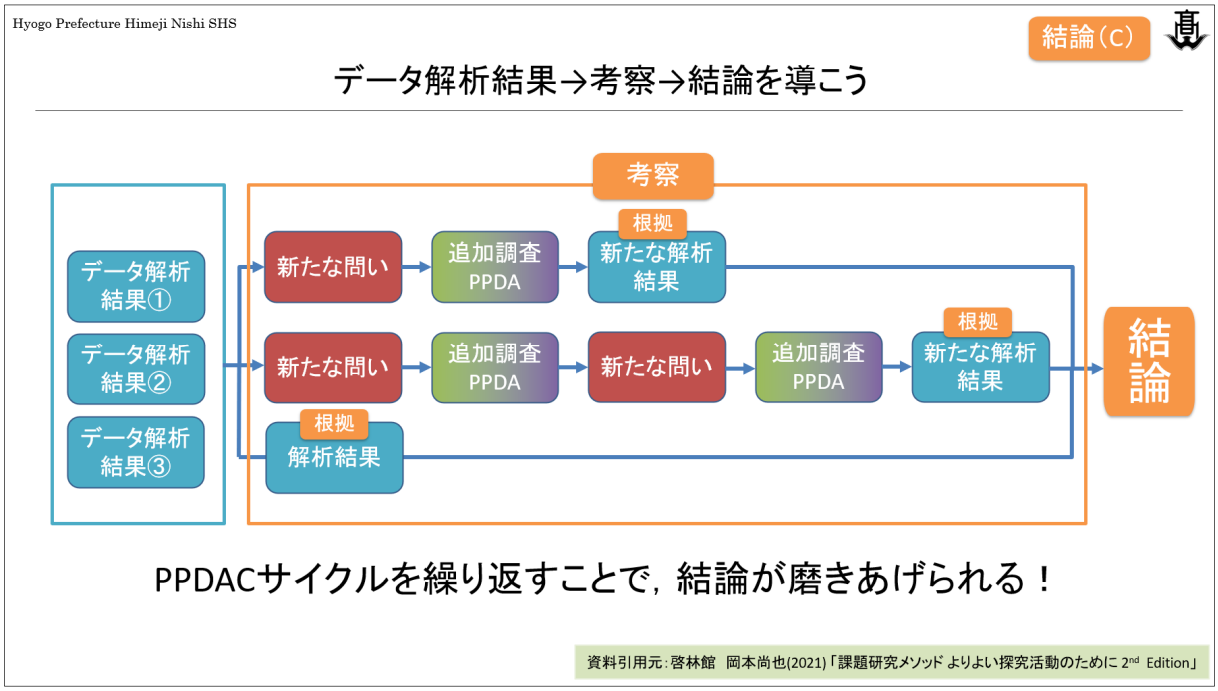
(20)　【分析】に関する授業スライド４

プログラミングを学ぶ際に，プログラミングを手段として活用することの有効性を伝える。



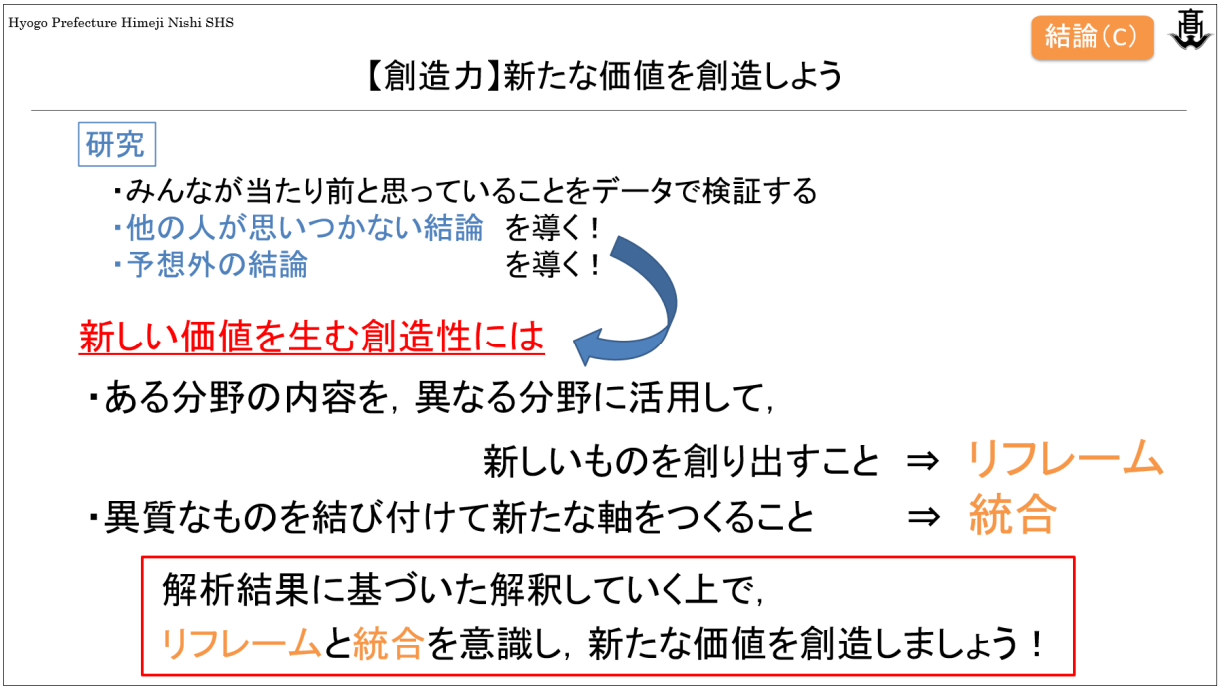
(21)　【結論】に関する授業スライド１

PPDAC サイクルを何周もまわすことで研究が進化することを理解させる。



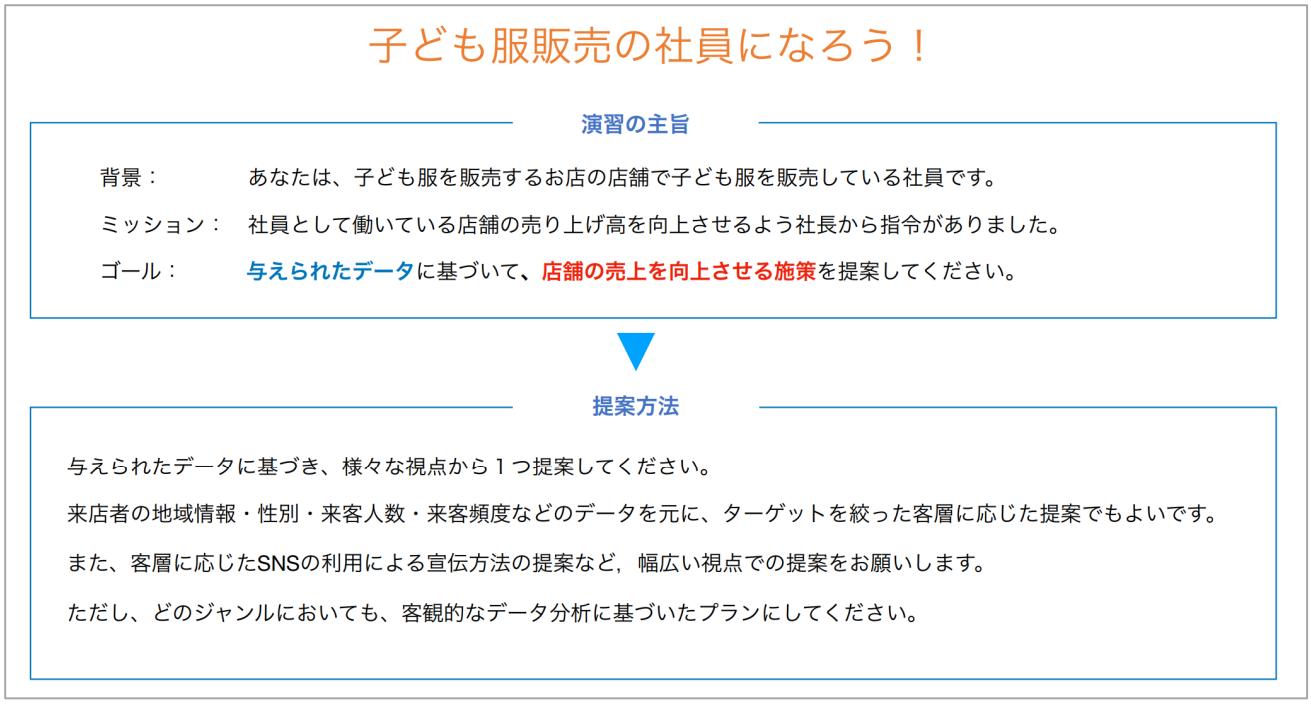
(22)　【結論】に関する授業スライド２

新しい価値を生む創造性に関するメカニズムを理解させる。



(23)　【１年生連携企業によるデータ解析 PBL】説明スライド１

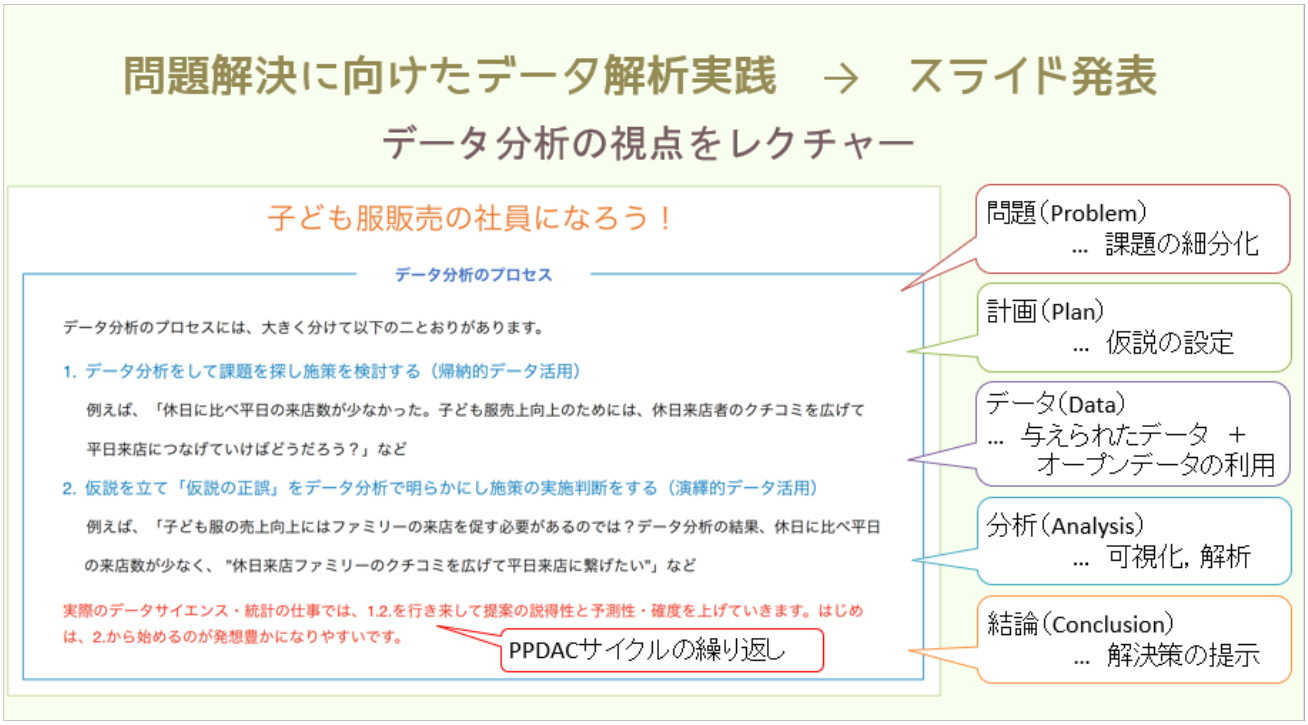
１年生前半の学びを実社会のデータの解析に生かす演習。本校と連携しているグローリー（株）の技術を活用した（株）西松屋の顧客データを提携してもらい，そのデータを分析し，（株）西松屋チェーンへ提案する演習である。



（スライド提供：AdInte）

(24)　【１年生連携企業によるデータ解析 PBL】説明スライド２

PPDAC サイクルを活かし，具体的な施策を（株）西松屋チェーンに提案する。

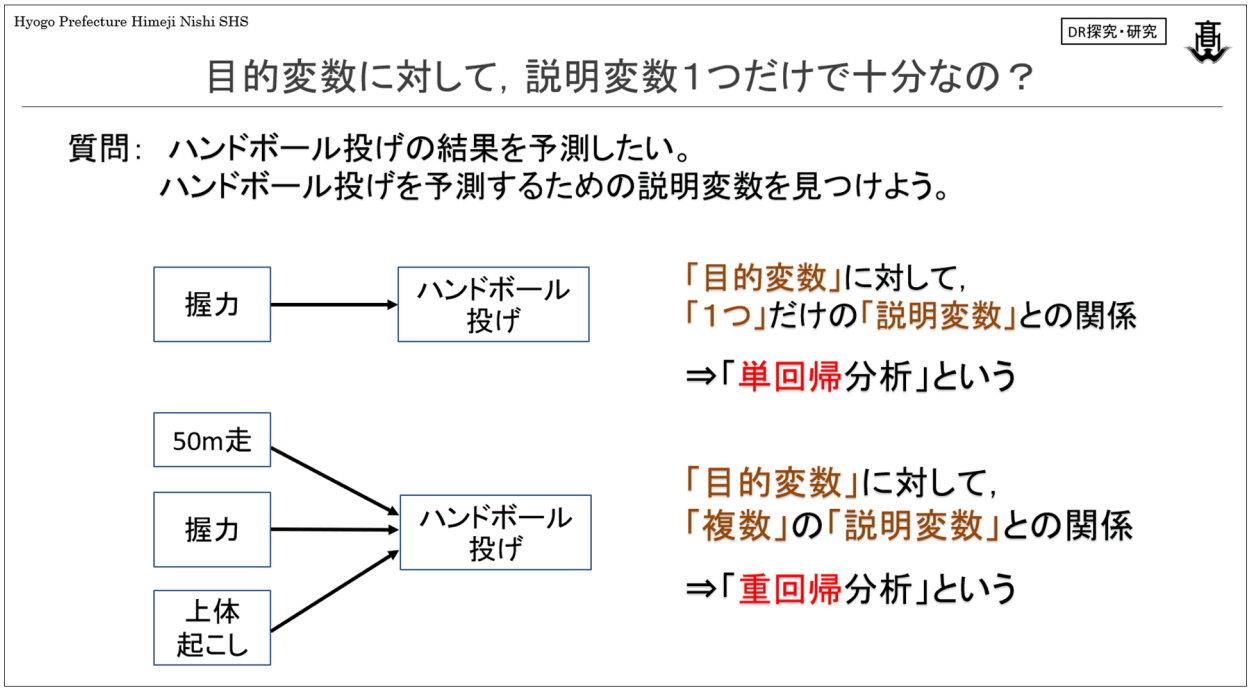


（スライド提供：AdInte）

2. 具体的指導例
≪重回帰分析の指導（2 時間）≫

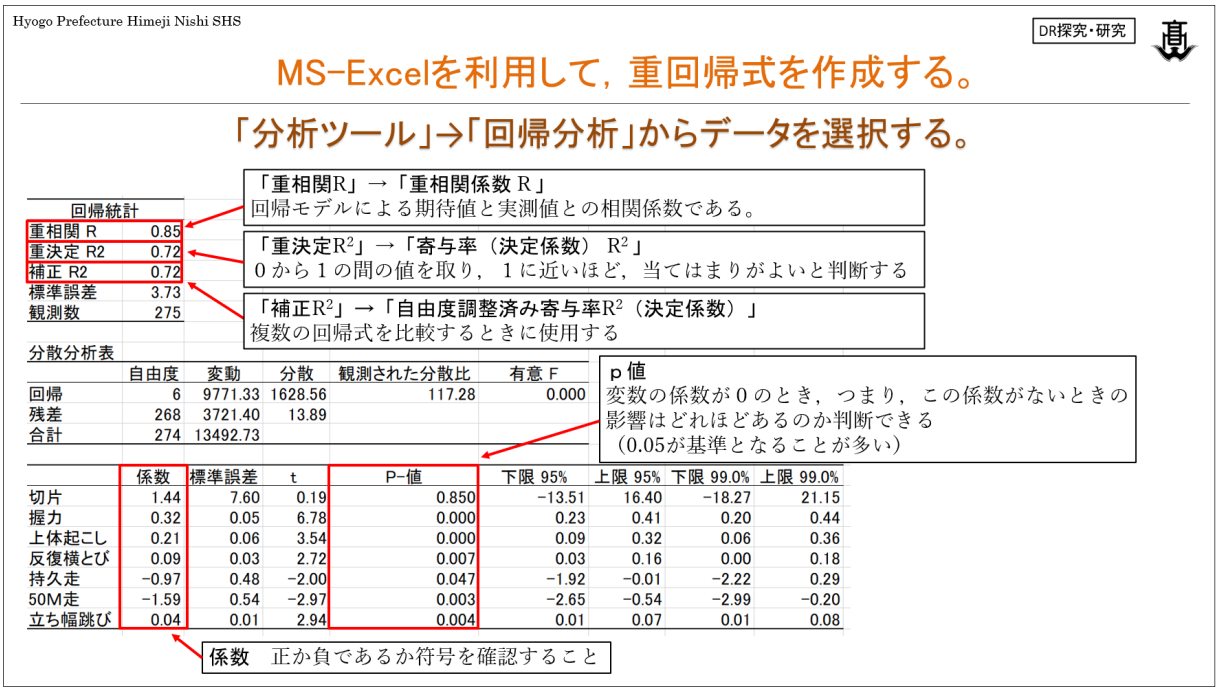
(1)　重回帰分析法における指導用スライド 1

統計手法「重回帰分析法」に関する内容である。単回帰分析と重回帰分析の違いを理解させる。



(2)　重回帰分析法における指導用スライド 2

エクセルの「データの分析」（アドインで設定）を活用して重回帰分析を実行する。その出力結果を読み取り，予測モデルを構築する。回帰係数の有意差の検定を行い，変数減少法を用いて最適なモデルを探索する。



回帰統計

重相関 R	0.85
重決定 R2	0.72
補正 R2	0.72
標準誤差	3.73
観測数	275

分散分析表

	自由度	変動	分散	観測された分散比	有意 F
回帰	6	9771.33	1628.56	117.28	0.000
残差	268	3721.40	13.89		
合計	274	13492.73			

	係数	標準誤差	t	P-値	下限 95%	上限 95%	下限 99.0%	上限 99.0%
切片	1.44	7.60	0.19	0.850	−13.51	16.40	−18.27	21.15
握力	0.32	0.05	6.78	0.000	0.23	0.41	0.20	0.44
上体起こし	0.21	0.06	3.54	0.000	0.09	0.32	0.06	0.36
反復横とび	0.09	0.03	2.72	0.007	0.03	0.16	0.00	0.18
持久走	−0.97	0.48	−2.00	0.047	−1.92	−0.01	−2.22	0.29
50M走	−1.59	0.54	−2.97	0.003	−2.65	−0.54	−2.99	−0.20
立ち幅跳び	0.04	0.01	2.94	0.004	0.01	0.07	0.01	0.08

(3)　演習

授業の目的：過去のデータから，予測モデルを構築する。
「重回帰分析」を用いて，まだ測定していないハンドボール投げの予測値を求めよう。

（手順①）　保健体育で測定している過去の生徒の体力測定の結果データをもとにして考える。

部活動	男女	握力	上体起こし	反復横とび	持久走	50M 走	立ち幅跳び	ﾊﾝﾄﾞﾎﾞｰﾙ投げ
テニス	2	28	26	60	287	8.5	193	17
サッカー	1	32	34	62	343	7.7	223	25
バドミントン	1	34	28	55	378	7.8	230	18
陸上競技	2	28	27	49	262	7.9	191	9
卓球	1	41	27	63	383	7.7	226	21
囲碁将棋	1	47	28	59	391	7.4	224	19
サッカー	1	42	39	64	353	6.7	270	29
E・S・S	2	26	22	42	327	10.4	157	8
音楽 新聞	1	41	36	63	333	7.4	240	28
囲碁将棋	1	34	20	50	412	7.6	233	26
バドミントン	1	25	34	58	332	7.8	180	13

（手順②）　「データ」→「データの分析」を選択する。
「データの分析」が表示されない場合は，オプションのアドインで設定する。

部活動	男女	握力	上体起こし	反復横とび	持久走	50M 走	立ち幅跳び	ﾊﾝﾄﾞﾎﾞｰﾙ投げ
テニス	2	28	26	60	287	8.5	193	17
サッカー	1	32	34	62	343	7.7	223	25
バドミントン	1	34	28	55	378	7.8	230	18
陸上競技	2	28	27	49	262	7.9	191	9
卓球	1	41	27	63	383	7.7	226	21

（手順③）　回帰分析を選択する。

（手順④）　「入力Ｙ範囲」に目的変数，「入力Ｘ範囲」に説明変数の行データ（複数行が可能）を選択する。ここで，エラーが出る場合はデータが欠損しているなど，データを確認する。

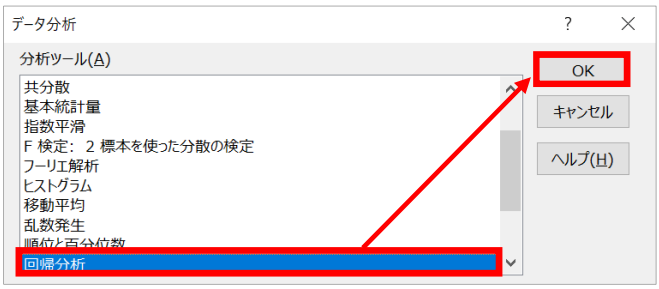


表５　活用するデータ事例

握力	上体起こし	反復横とび	持久走	50M走	立ち幅跳び	ﾊﾝﾄﾞﾎﾞｰﾙ投げ
28	26	60	287	8.5	193	17
32	34	62	343	7.7	223	25
34	28	55	378	7.8	230	18
28	27	49	262	7.9	191	9
41	27	63	383	7.7	226	21
47	28	59	391	7.4	224	19
42	39	64	353	6.7	270	29
26	22	42	327	10.4	157	8

説明変数　　目的変数

（手順⑤）　分析ツールで実行した数値を読み取り，予測モデルを作る。

表６　重回帰分析の出力結果

	係数	標準誤差	t	P-値
切片	-1.534	9.807	-0.156	0.876
握力	0.345	0.058	5.925	0.000
上体起こし	0.247	0.079	3.128	0.002
反復横とび	0.146	0.048	3.047	0.003
持久走	-1.032	0.520	-1.987	0.049
50M走	-1.594	0.704	-2.264	0.025
立ち幅跳び	0.034	0.019	1.763	0.080

表６から読み取った予測モデル例

$$ハンドボール投げ(m)の予測値 = 0.345(m/kg) \times 握力(kg) + 0.247\left(m/回\right) \times 上体起こし\left(回\right)$$

$$+0.146\left(m/回\right) \times 反復横跳び\left(回\right) - 1.032\left(m/秒\right) \times 持久走\left(秒\right) - 1.594\left(m/秒\right) \times 50m走\left(秒\right)$$

握力・上体起こし・反復横跳び・持久走・50M走・立ち幅跳びの数値を代入し，ハンドボール投げの予測値を求める。

$$+0.034(m/cm) \times 立ち幅跳び(cm) - 1.534$$

（手順⑥）　予測モデルの寄与率を読み取る。

表計算ソフトの一例としてExcelで示したが，Excelの出力結果は必要に応じて，レポート等では書き直す必要がある。

「重相関R」→「重相関係数R」

「重決定R^2」→「寄与率（決定係数）R^2」

「補正R^2」→「自由度調整済みR^2」

この出力から，モデルの適合度を示す寄与率が67.6%であることがわかる。

回帰統計	
重相関R	0.822
重決定R2	0.676
補正R2	0.665
標準誤差	3.987
観測数	180

（手順⑦）　最適な予測モデルを構築するために数値を読み取る。

複数の説明変数の中には，目的変数の予測に役立たないものが含まれている可能性がある。そこで，モデル式の構築にあたっては，説明変数の取捨選択が重要な課題となる。これを変数選択もしくはモデル選択（モデリング）という。その際，寄与率ができるだけ大きくなることが望ましいが，説明変数を増やせば増やすほど単純に大きくなる。しかし，欠点（過剰適合，過学習）も生じる。

ここでは，変数減少法を説明する。

○　回帰係数の有意差の検定により，回帰係数の有意確率（P-値）の列から，１％もしくは５％以下であるか判断する。表６における青色枠の例では，「握力」「上体起こし」「反復横跳び」は１％有意，「持久走」「50M 走」は 5%有意であるが，「立ち幅跳び」に有意差はないと判断する。

（手順⑧）　最適な予測モデルを構築する。

有意差が出ない変数は「ハンドボール投げ」の値の変化に影響を与えていない可能性が高いと判断される。

「持久走」を含む結果

回帰統計	
重相関 R	0.822
重決定 R2	0.676
補正 R2	0.665
標準誤差	3.987
観測数	180

「持久走」を含まない結果

回帰統計	
重相関 R	0.819
重決定 R2	0.671
補正 R2	0.661
標準誤差	4.011
観測数	180

「持久走」を含まない回帰係数・ｐ値

	係数	標準誤差	t	P−値
切片	9.121	7.769	1.174	0.242
握力	0.371	0.057	6.530	0.000
上体起こし	0.255	0.079	3.217	0.002
反復横とび	0.166	0.047	3.555	0.000
持久走	−1.061	0.522	−2.030	0.044
50M 走	−2.314	0.577	−4.009	0.000

【手順⑤に比べ，変数が少ない予測モデル】

$$\textit{ハンドボール投げの予測値}(m) = 0.371(m/kg) \times \textit{握力}(kg) + 0.255\left(m/回\right) \times \textit{上体起こし}\left(回\right)$$

$$+0.166\left(m/回\right) \times \textit{反復横跳び}\left(回\right) - 1.061\left(m/秒\right) \times \textit{持久走}\left(秒\right) - 2.314\left(m/秒\right) \times 50M\textit{走}\left(秒\right) + 9.121$$

この予測モデルに，説明変数（握力・上体起こし・反復横跳び・持久走・50m 走）の値を代入した値が，ハンドボール投げの予測値である。そして，予測値と実測値（実際にハンドボール投げをして測定した値）を比較する。

参考資料：文部科学省高等学校情報科「情報Ⅱ」教員研修用教材（本編）第３章情報とデータサイエンス

3. PPDAC サイクルに対応した研究記録簿

統計的探究のプロセス　研究進捗確認表　　（日付　　/　　記入者名　　）

問題（Problem） **・抽象的な課題になっていないか** **・言葉の定義は定まっているか** **・課題が細分化されているか** **・問いから仮説を導き出そうとしたか**	**計画（Plan）** **・どのようなデータを収集するのか** **・仮説を立てているか** **・先行研究を調査したか**

データ（Data） **・データ収集元は記録しているか** **・外れ値、異常値はどうするのか** **・データの整理・整形をどうするのか**	**分析（Analysis）** **・データをどのように可視化するか** **・統計量を活用しているか** **・どのようにグラフを読み取るのか** **・統計手法は活用できないか**

結論（Conclusion） **・解析結果から考察したか** **・複数の結論を統合したのか** **・新たな仮説は立てられるのか**

4. PPDAC サイクルに対応した研究ルーブリック

令和３年度に作成した PPDAC サイクルに基づいた評価用ルーブリックを示す。

【令和３年度研究評価用ルーブリック】

観点/評価点	1	2	3	4	5
問題 Problem	理想だけ，もしくは，現実だけに着目しており，問いも立てておらず，抽象的な問題設定である。	理想と現実のギャップを見出しているが，立てた問いはすぐに解が見つかり，やや抽象的な問題設定である。	研究の目的が明確であり，適切な問い立てができており，具体的な問題設定である。	複数の問い立てから，具体的な問題設定である。	先行研究を根拠して独自性のある具体的な問題設定である。
計画 Plan	仮説が立てられていない。 （まだ問いであり，仮説になっていない。）	仮説を立てているが，研究による見通しを欠いている。（期限内で終わる見込みがない。）	適切な仮説を立てており，期限までに完成の見込みがある計画を立てている。	問題解決につながるデータ収集の方法までの計画を立てることができている。	問題解決につながるデータ収集・可視化・分析手法の計画を立てることができている。
データ Data	データ収集ができていない。	データ収集ができているが，整理・整形ができていない。	データ収集ができ，整理・整形ができている。	問題解決につながるデータ収集ができ，整理・整形ができている。	創造的な問題解決につながる複数の分野のデータ収集を行い，整理整形ができている。
分析 Analysis	インターネットや先行研究等，他者による可視化のままである。	データ可視化をしているが，作法として不十分な点が見受けられる。	データの可視化がなされ，適切な数値を扱い，データ解析できている。	問題解決につながるデータの可視化，数値の扱い，データ解析ができている。	データの可視化，適切な統計手法を用いた客観的なデータ解析ができている。
結論 Conclusion	分析結果と結論がつながっていない。もしくは，分析結果をそのまま示しただけで考察していない。	おおむね結論をまとめることができているが，不十分な点がある。	考察を行い，適切に結論をまとめることができている。	データを適切に分析し，問題解決にむけた説得力のある結論である。	問題の意味を広く認識し，分析結果をもとにさらに広い視野で結論を導いている。

5. データサイエンスに関するペーパーテスト（一例）

○　「情報とデータサイエンス」に関わるテスト内容
問題に該当するデータを与え，エクセルを活用して問題を解く形式である。SSDSE（教育用標準データセット）を用いて，エクセルを用いたペーパーテストを実施している。

兵庫県内の市町村において，2018 年度のデータに基づいて，次の問いに答えよ。

(1)　小学校児童数を，小学校教員数から予測する。
このとき，小学校児童数を（　A　）変数，小学校教員数を（　B　）変数という。
次の①～⑥における適した用語を選びなさい。
①　説明　　②　因子　　③　目的　　④　決定　　⑤　潜在　　⑥　相関

(2)　小学校児童数を（　A　）変数とし，小学校教員数を（　B　）変数とし，回帰分析をしたとき，このモデルの寄与率を次の適切な選択肢から選びなさい。
①　0.119　　②　0.995　　③　17.119　　④　678.23

(3)　小学校教員数が 98 人の市町村では，小学校児童数は何人であると予想できますか。
次の適切な選択肢から選びなさい。
①　約 1000 人　　②　約 1100 人　　③　約 1200 人　　④　約 1300 人

(4)　ある市町村 A と比べて小学校教員が 100 人多い市町村 B の小学校児童数は，市町村 A に比べて何人多いと推測できますか。次の適切な選択肢から選びなさい。
①　約 680 人　　②　約 800 人　　③　約 1030 人　　④　約 1710 人

(5)　次のデータ群はそれぞれ正規分布に従うことを仮定し，平均値の 2 標本の両側検定，分散は 2 標本で共通で未知とし，母平均の差を仮説検定で調べた。帰無仮説を「母平均に有意な差はない」，対立仮説を「母平均に有意な差がある」としたとき，有意水準 5%とし，帰無仮説を棄却できるデータの組を選びなさい。
①　15 歳未満人口の「男」と「女」　　②　75 歳以上人口の「男」と「女」
③　出生数と死亡数　　④　婚姻件数と離婚件数

(6)　兵庫県内の市町村における姫路市の婚姻件数において，標準化した値を小数第 2 位で求めなさい。

(7)　兵庫県内の市町村における姫路市の婚姻件数と離婚件数は，全体分布の位置から判断し，どちらの方が多いと判断できますか。
①　婚姻件数　　②　離婚件数

生徒研究成果事例

月刊「統計」2021年2月号（一般社団法人日本統計協会発行）

2020年度統計データ分析コンペティション高校生の部　優秀賞

気温と脳卒中の発症リスクについて

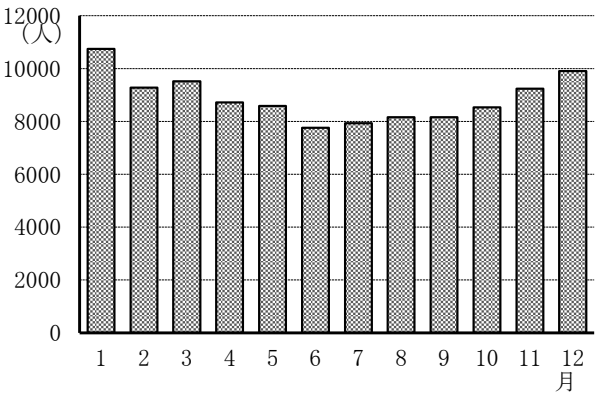
兵庫県立姫路西高等学校　山野 瑞起・岩見 拓海・黒子 風大・柏木 創太

はじめに：研究の背景・目的・方法

2018年人口動態調査によれば、がん、心疾患、脳卒中の三大疾病は、日本人年間死亡者の51%を占める。そのうち、脳卒中死亡割合は8%であるが、発症後に障害が残ることが多い。脳卒中を予防できれば、人々の健康維持に大きく貢献できる。脳卒中は冬に多いというイメージから、環境的要因に影響を受けるのではないかと考え、調べたところ、ヒートショック（短時間の急激な温度変化による血圧の急激な上昇や下降）や脱水症状といった環境的要因が脳卒中を引き起こすことがあり(1)、脳卒中の発生リスクは気温や気候と関係するとの先行研究もあった(2)。

実際に2019年の脳卒中死亡者数を月別でグラフにすると（図１）、脳卒中による死亡者数は冬に多くなることがわかる。これらから本研究は、気温と脳卒中の発症リスクの間に因果関係があるかを調べることを目的とする。

図１　2019年の月別脳卒中死亡者数



本研究は、まず気温と脳卒中の発症リスクには相関があるのかを確かめる。次にどのような気温の変化や生活条件で脳卒中発症リスクが高まるのかについて、一連の仮説を立て、相関分析で検討する。

分析に用いたデータ・指標

本研究では、気象庁による日本の12気候区分から９都市を気温変動の異なるモデル都市として選定し、分析の対象とした（表１）。この際、都市による医療格差等に起因する死亡率への影響を抑えるため政令指定都市から選定した。四国、奄美、沖縄の３気候区分から都市を選定しなかったのは政令指定都市に近い大都市が選べなかったからである。ただし、九州南部には隣接する熊本市を選定している。

表１　選定したモデル都市一覧

気候区分	都市名
北海道	札幌市
東北	仙台市
関東甲信	さいたま市
北陸	新潟市
東海	名古屋市

気候区分	都市名
近畿	大阪市
中国	広島市
九州北部	福岡市
九州南部	熊本市

分析に使用した変数とその出典の一覧を表２、作成した指標とその計算方法の一覧を表３に示す。ただし表３の「脳卒中死亡率」の計算方法は次のとおりである。

表２　使用したデータおよび出典一覧

データ名	年度	出典
総人口（人）、 15 歳未満人口（人）、 15 歳以上 65 歳未満人口（人）、 65 歳以上人口（人）	2015	SSDSE
脳卒中による総死亡数（人）	2012～2019	人口動態調査（厚生労働省）
日間平均気温（℃）、 日間最高・最低気温（℃）	2011～2019	過去の気象データ（気象庁）
２人以上の世帯における床暖房普及率（%）	2014	全国消費実態調査（総務省）

表３　作成した指標および計算方法一覧

指標名	計算方法
脳卒中死亡率（10 万人対）	後述
月間平均気温（℃）	日間平均気温を月ごとに平均
月間平均最高・最低気温差（℃）	日最高気温・日最低気温を月ごとに平均した値

研究対象とするモデル都市ごとに年齢構成が異なり、死亡率に影響が出るので、人口を15歳未満、15歳以上64歳未満、65歳以上の３階級に分け、厚生労働省が示す下記の計算式で死亡率の年齢調整を行った[(4)]。

年齢調整死亡率＝（階級別粗死亡率×当該階級の基準人口）の各階級の総和／基準人口の総数

粗死亡率は脳卒中死亡数を総人口で除したものであり、基準人口は厚生労働省にならって昭和60年モデル人口を採用した。このモデル人口は昭和60年国勢調査をもとにベビーブームなどの極端な人口増減を補正している[(4)]。本研究では、年齢調整死亡率にさらに10万をかけた10万人あたりの脳卒中による年齢調整死亡率を脳卒中死亡率と呼ぶ。

分析結果

気温と脳卒中の発症リスク

脳卒中発症の環境的要因としてヒートショックに着目した。外気温が下がると外気温と室温との差が大きくなるのでヒートショックが起きやすくなり、脳卒中の発症リスクが高まるのではないかと考え、月間平均気温と脳卒中死亡率には負の相関があると予想し、仮説１－１を立てて検討した。

仮説１－１：月間平均気温が低いほど、脳卒中死亡率は高くなる。

各モデル都市で、2019年１月～12月の月間平均気温と脳卒中死亡率の相関を調べると、いずれの都市でも負の相関を示した（表４、図２）。

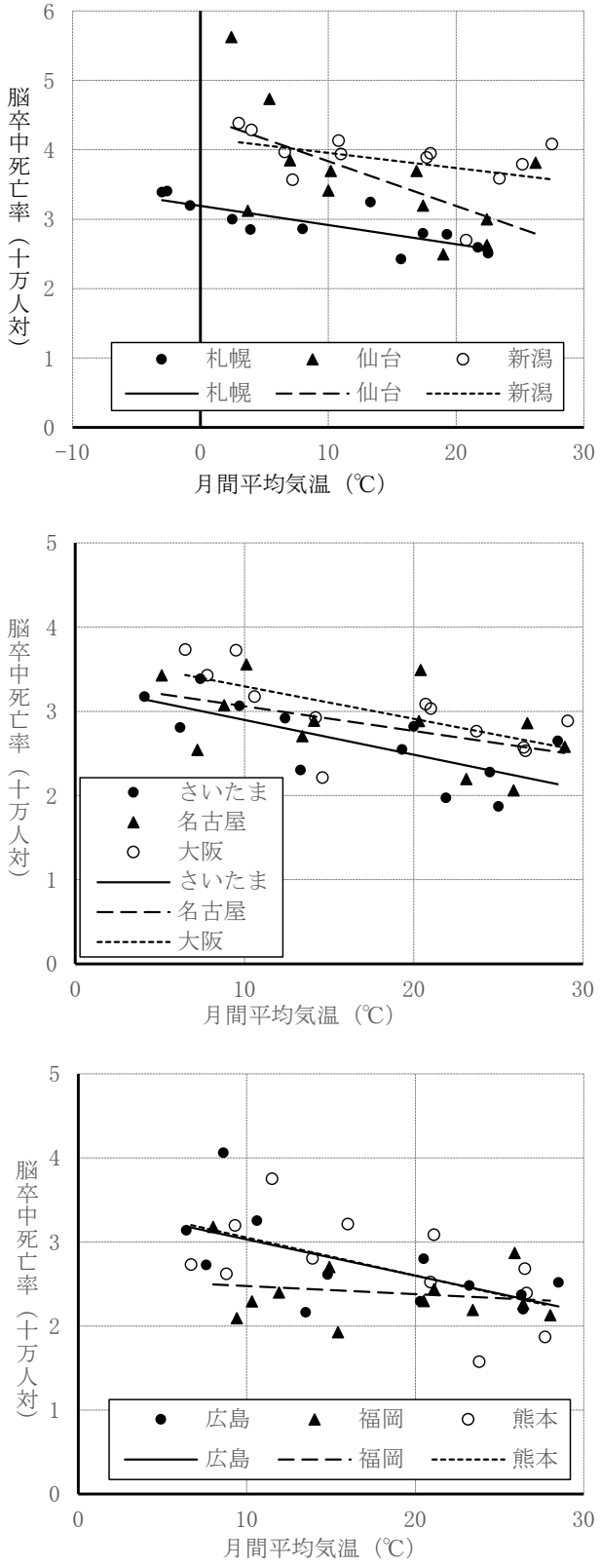
表４　各モデル都市の相関係数

モデル都市	相関係数	モデル都市	相関係数
札幌市	−0.80	大阪市	−0.66
仙台市	−0.60	広島市	−0.63
新潟市	−0.43	福岡市	−0.19
さいたま市	−0.72	熊本市	−0.58
名古屋市	−0.50		

ただし、図２によると、平均気温が低い北日本地域の都市では札幌市を除き脳卒中死亡率が高くなっており、モデル都市間の比較から、札幌市以外は月間平均気温が低いほど脳卒中死亡率は高くなるという仮説を支持する結果が得られた。

札幌市がその他の北日本地域の都市に比べて脳卒中死亡率が低かったことについて、札幌市のように常に低い気温が続き昼夜の気温の差が小さい都市では体が気温に慣れるため脳卒中死亡率が低くなるのではないかと考察した。

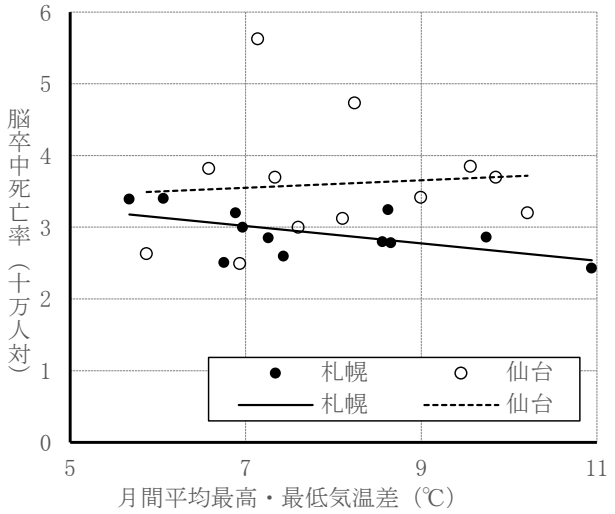
図２　月間平均気温と脳卒中死亡率



仮説１－１の検証結果を踏まえ、札幌市と仙台市の傾向の違いの原因として、１日の最高気温と最低気温の差が大きいことがあるのではないかと考えた。そこで、月間平均最高・最低気温差と脳卒中死亡率には正の相関があると予想し、仮説１－２を想定した。

仮説１－２：月間平均の最高・最低気温差が大きいほど脳卒中死亡率は高くなる。

図３　月間平均最高・最低気温差と脳卒中死亡率



結果として、札幌市は負の相関を示し、仙台市はほとんど相関がなかった（図３）。したがって、１日の気温差は脳卒中の発症リスクに影響があるとは言えず、仮説１－２は検証されなかった。

気温と脳卒中の発症リスクの年単位比較

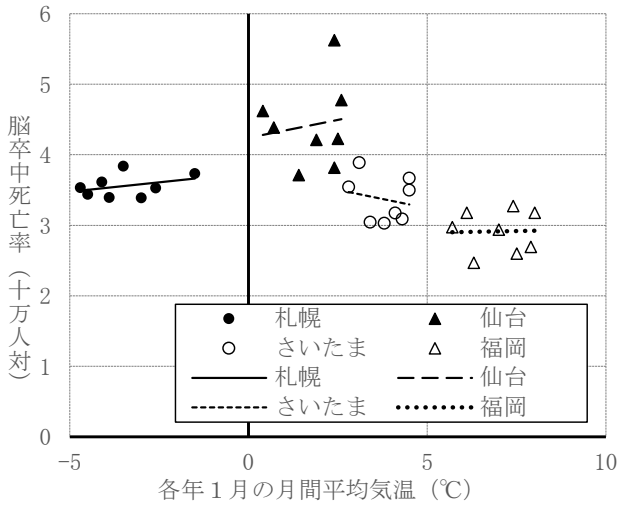
仮説１－２は検証できなかったので、平年よりも気温が低い年は脳卒中死亡率が高くなるのではないかと考えた。本研究では脳卒中死亡者数が多い１月に絞って2012年から2019年までの各都市の月間平均気温のデータを抽出し、１月の各都市の月間平均気温と脳卒中死亡率には負

の相関があると予想し、仮説２－１を立てた。

仮説２－１：月間平均気温が低い年は脳卒中死亡率が高くなる。

仮説２－１の検討のため、モデル都市のうち仮説１－１の検討で似た傾向を示したものから１都市ずつ、札幌市、仙台市、さいたま市、福岡市を選んで分析した。どの都市でも回帰直線の傾きは０に近く、相関は見られず、仮説２－１は検証されなかった（図４）。

図４　各年１月の月間平均気温と脳卒中死亡率

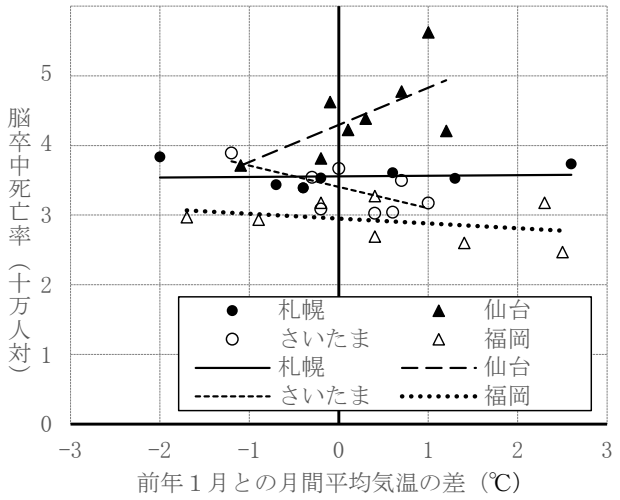


仮説２－１も検証されなかったので、更に前年と比べて気温が低いときに脳卒中の発症リスクが高くなるのではないかと考え、仮説２－２を検討することとした。

仮説２－２：前年に比べて気温が低い年は脳卒中死亡率が高くなる。

仮説２－１と同様に１月のデータを用い、前年１月との月間平均気温の差（前年１月の月間平均気温－その年の１月の月間平均気温）と脳卒中死亡率には負の相関があると予想した。

図５　前年１月との月間平均気温の差と脳卒中死亡率



分析結果の散布図を図５に示す。さいたま市や福岡市は前年より気温が低いほど、脳卒中死亡率が上がっていた。対して仙台市は下がっており、札幌市はほとんど変化が無かった。都市によって結果にばらつきがあるため、一概に前年より気温が低ければ脳卒中の発症リスクが高まるとは言い難く、仮説２－２も成立するとは言い難いと考えた。

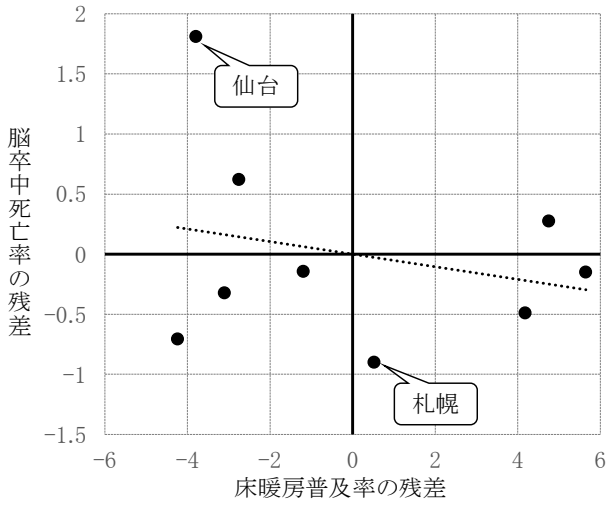
暖房の使用と脳卒中の発症リスク

ここまで、外気温の変化によって脳卒中の発症リスクに影響が出るという推測に基づいて一連の仮説検証を行ってきた。しかし、ヒートショックの発生には室温も影響することから暖房の普及率を考慮して分析を行うこととした。暖房が完備された住宅では部屋ごとの室温差が小さいのでヒートショックが起こりにくいのではないかと考え、仮説３－１を立て、床暖房普及率と脳卒中死亡率には負の相関があると予想した。

仮説３－１：床暖房普及率が高い都市ほど脳卒中死亡率は低い。

仮説１－１の分析から外気温は脳卒中死亡率に影響がすることがわかっていたので、2019年１月の各都市のデータを用いて外気温の影響を除いた床暖房普及率と脳卒中死亡率の偏相関分析を行った。その結果、偏相関係数は－0.25となり、弱い負の相関を示した（図６）。

図６　外気温の影響を除いた床暖房普及率と１月の脳卒中死亡率



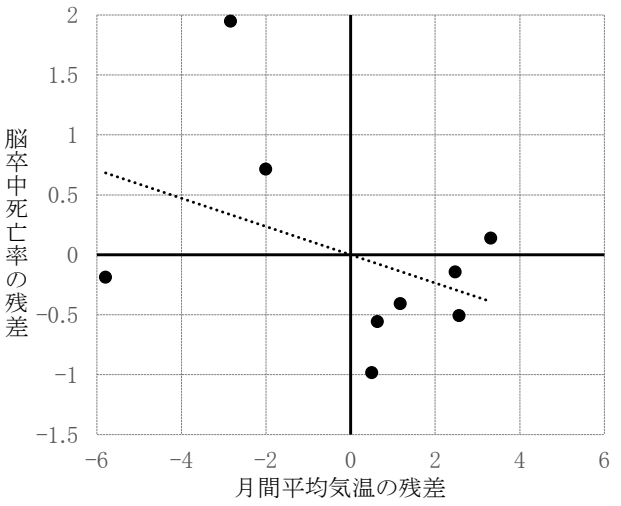
よって床暖房普及率が高い都市ほど脳卒中死亡率が低いことになり、仮説３－１は成立すると考えた。図６に札幌市と仙台市の偏残差プロットを示した。外気温の影響を除いたときに、札幌市の残差は正、仙台市の残差は負である。これから、札幌市は、床暖房普及率が、外気温の影響を除いてもそれ以上に高いことが分かる。このことは、札幌市の脳卒中死亡率が同じ北日本地域の都市である仙台市より大幅に低いことについての１つの説明要因となる可能性がある。

仮説３－１の検証より、外気温の影響を除いたとき、床暖房普及率と脳卒中死亡率には負の偏相関があることがわかった。また、月間平均気温と床暖房普及率との相関関係を調べると、相関係数は－0.43となり、負の相関であった。そこで、床暖房普及率の影響を除いたときに月間平均気温と脳卒中死亡率との相関が弱まるのではないかと考え、仮説３－２を立てた。

仮説３－２：床暖房普及率の影響を除くと気温と脳卒中死亡率の相関は弱まる。

仮説３－２の検討のため床暖房普及率を第３変数として、仮説３－１と同様の偏相関分析を行った（図７）。

図７　床暖房普及率の影響を除いた１月の月間平均気温と脳卒中死亡率



結果として、床暖房普及率の影響を除く前の月間平均気温と脳卒中死亡率の相関係数が－0.33であったのに対して、床暖房普及率の影響を除いた偏相関係数は－0.40とより強い相関を示し、仮説３－２に反する結果となった。よって暖房という室内の要因の影響を除いても、外気温と脳卒中死亡率には高い関連性があると考えられる。

分析結果の要約と今後の課題

本研究で、気温および室温が脳卒中の発症リスクに大きく関わっていることがわかった。

気温の低い地域ほど脳卒中死亡率は高くなる傾向があることもわかった。これらは概ね予想通りだった。しかし、札幌市では仮説に反し、さほど死亡率が高くならなかった。この差には室温や防寒対策の程度など外気温以外の要素が影響していた。暖房器具の普及率（床暖房）が高いほど脳卒中死亡率は低かった。これは予想通りヒートショックが起こりにくいためと考えられ、札幌市の死亡率が抑えられていた理由も、他の北日本地域の都市と比べ暖房の設置数が多く、ヒートショックなどのリスクが低くなっていたためと説明がつく。しかし、暖房器具の普及率の影響を考慮しても、気温が低くなると脳卒中の発症リスクが高まることも示せた。

本研究の課題としては、地域生活様式による影響、例えば塩分の多い食生活や暖房以外の住環境などが十分考慮されていなかったことや、相関分析に留まり因果関係の解明ができなかったことなどが挙げられる。さらに、脳卒中の起きるメカニズムなど医学的アプローチができれば研究が進むと考える。

最後に、この研究は直接脳卒中の予防に応用できる訳ではないが、今回の分析で得られた傾向は、予防の全容を理解する第一の足掛かりとなり得ると考えている。

＜参考文献＞

(1) 栗田智久：“冬は脳卒中リスクが増大！気づきにくい２つの原因を医師が解説”、マイナビニュース（2016年）、https://news.mynavi.jp/article/20160122-brain/（2020年8月4日閲覧）

(2) 大橋唯太：“急性循環器疾患の発症リスクと気象・気候変化との関係性について”、https://www.jstage.jst.go.jp/article/ceispapers/ceis33/0/ceis33_301/_pdf/-char/ja（2020年8月6日閲覧）

(3) 気象庁：“平年の日本の気候”、https://www.jma.go.jp/jma/kishou/know/kisetsu_riyou/tenkou/Average_Climate_Japan.html（2020年8月5日閲覧）

(4) 平成27年都道府県別年齢調整死亡率の概況（厚生労働省）、https://www.mhlw.go.jp/toukei/saikin/hw/jinkou/other/15sibou/dl/16.pdf（2020年8月4日閲覧）

中高生・スポーツデータ解析コンペティション −2020−　自由部門　最優秀賞

世界一の桃田選手をデータ解析！高校バドミントンに活かせるか

要旨

バドミントンのシングルスで勝つために必要な要素を見つけることを課題としている。本研究ではシングルスにおける強みの発見を目的とし、その達成のために桃田賢斗選手のショットの速度率をデータ化し、プロのプレーから特徴を見つけ、高校生のデータとt検定を用いて比較した。データ解析の結果、テンポ率には有意差がなかったため、プロの速度率を活用したプレーを高校生が実践することでシングルスの技術向上を目指した。この成果はバドミントンをしている高校生にとって、シングルスで勝利するために必要な要素を発見・立証したと考えている。

研究動機

本校のバドミントン部は団体戦で勝てないことが課題である。そこで団体戦の要であるシングルスに勝つことを目的とし、シングルスで勝つための要素を発見しようと考えた。

研究手法

使用する桃田選手のデータ

・YouTube上の桃田選手の試合データと高校生の試合をビデオ撮影したものから「羽の滞空時間」、「ショットの場所」についてデータを採取
・「羽の滞空時間」はストップウォッチを使用し手動で計測
・「ショットの場所」はコートを9分割することでデータ化

図1：ビデオのデータ化の様子

	桃田	相手	合計
ショットによる得点	34	31	65
ミスによる得点	25	25	50
制したラリー数	59	56	115
ショット数	674	683	1357

＋ 高校生データ 合計ショット数1251
＝ 総データ数　計2608

図2：採取したデータ数のまとめ（桃田選手+高校生）

データ採取 ➡ **データ解析**

研究内容①「桃田選手と相手選手のテンポ比較」

・桃田選手の**滞空時間のデータ**を解析した
・各選手の**最後のショットの滞空時間**を比較
・得点された選手（ラリーの敗者）に対する得点した選手（ラリーの勝者）のショットの**滞空時間の割合**を計算
・**得点するために必要**となるショットの滞空時間の割合を算出

ラリー番号	ラリーの勝者	ラリーの敗者	ラリーの勝者/敗者
1	0.88	0.79	1.11
2	0.71	0.29	2.45
3	0.45	0.89	0.51
4	1.03	0.98	1.05
5	0.49	1.03	0.48

図3：ラリーの勝者と敗者の滞空時間の割合

研究内容②「桃田選手の有効打と有効打の比較」

・**滞空時間のデータ**を使用
・各ラリーで**得点した選手**のショットの滞空時間のデータのみ使用
・得点する直前の2ショット（有効打）とそれまでのショット（有効打以外）の**滞空時間の変化**に着目
・**得点につながるとき**のショットの滞空時間の変化を算出

図4：有効打と有効打以外の説明（1ラリー抜粋）

研究内容③「場所ごとのテンポの比較」

・桃田選手の**滞空時間と場所のデータ**を使用
・**場所ごと**に有効打と有効打以外の滞空時間を比較

データ解析結果・考察

	解析結果	考察
研究①	相手よりも速いテンポは**66%の確率**で点数につながっている	「得点になるラリーは相手選手より滞空時間が短いショットである」という研究は**正しい**
研究②	滞空時間を**0.83倍**に変化させると得点につながる	「得点する前にはショットのテンポが速くなっている」という研究は**正しい**
研究③	場所ごとに比較しても**有効打のほうが速い**	「場所についてデータを分けても有効打の方が速い」という研究は**正しい**

ラリーの勝者	早いとき	遅いとき	合計
ラリー数	35	18	53
ラリーの割合	66.0%	34.0%	100.0%

図5：研究①相手選手に対するショットのテンポの内訳

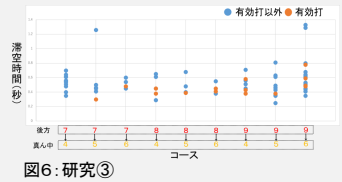


図6：研究③ コースごとの有効打と有効打以外の比較

研究①　桃田選手と相手選手の「ショットのテンポ比較」
より速いテンポで打つ必要がある
研究②　桃田選手のショット「有効打と有効打以外の比較」
0.83倍のテンポが有効打になる
研究③　桃田選手のショット「場所ごとの比較」
場所ごとの比較でも有効打のほうが有効打以外より速い

結果からの高校生の実践による検証

実践内容

データ採取 ➡ **データ解析**

高校生と桃田選手の**滞空時間のデータ**を使用 ➡ 高校生と桃田選手の様々な場面のデータを可視化し、**t検定を用いて比較**

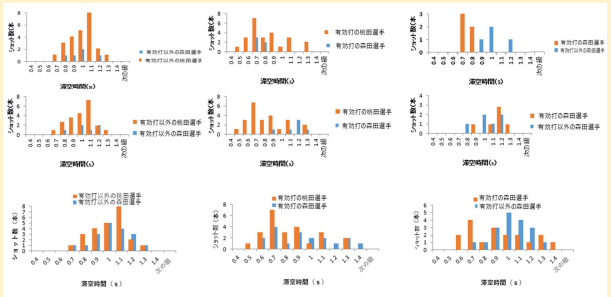


図7：各試合のショットの分布の比較

0.92	0.96	0.71	0.79	0.92	0.71
0.15	0.14	0.05	0.21	0.15	0.05
なし		なし		あり	
1.00	0.96	1.10	0.79	1.00	1.10
0.15	0.14	0.13	0.21	0.15	0.13
なし		あり		なし	
0.99	0.96	0.89	0.79	0.99	0.89
0.14	0.14	0.24	0.21	0.14	0.24
なし		なし		あり	

平均A	平均B
標準偏差A	標準偏差B
有意差	

図8：図7に対応した平均、標準偏差、有意差

検証結果

・予想通り、有効打における桃田選手と高校生のテンポに有意差があった。
・高校生のデータでも**研究内容②のテンポの比率**に有意差があった。

結果に基づく練習メニュー作成

有効打と有効打でない打つテンポが0.8倍の比率となるように意識すれば、シングルスが強くなると考えた。

展望　研究を利用した新たな練習方法の考案（実施中）

従来、1セット（1分間）プッシュ→スマッシュのノックは、スマッシュを15回打つテンポでノックを実施していた。そのノックの5セット目（1分間）でスマッシュを18回打つテンポでノックを実施している。
（テンポ差を身体に覚えさせることを目的としたノック）

参考文献

データ採取に用いた動画
https://www.youtube.com/watch?v=sZAAmtQ4VBY
https://www.youtube.com/watch?v=WICT4vXAerM

謝辞
『情報・システム研究機構 統計数理研究所 医療健康データ科学研究センター』

令和3年度スーパーサイエンスハイスクール生徒研究発表会参加作品

機械学習を用いたヒット曲予測AIの構築

素朴な疑問
日本国内では毎年3000曲以上の楽曲がリリースされるけど，「ヒットする」楽曲には特徴がないのかな？

楽曲には
いろいろな特徴量がある
メロディ・ハーモニー
リズム・歌詞など

コード進行だけでヒットするかどうか予測できないか？！

過去のヒット曲の「コード進行」と「ランキング結果」のデータがある。

- コード進行って「複雑」そうにみえて規則性がある？
- コード進行にはある一定の「パターン」がありそう？
- ヒットする楽曲のコードには「特徴的な要素」がありそう？

統計手法を用いて数値化

予測モデル構築
重回帰分析 / ニューラルネットワーク

機械学習の仕組み

入力：ある曲のコード進行
F G Em7 Am7 F E7 Am7 Gm7 C7 F G

予測モデル

出力：ランキングにつながる予測値を算出

コード進行とランキングのデータ入手の自動化

予測モデルの自動更新

ヒット曲予測AI

1.研究動機・目的

ある楽曲がヒットするかの予測ができれば，音楽を創る上で参考にできて有用である。また音楽産業にとって，どのような楽曲を売り出すのかの戦略を決める上で有益である。このような背景のもと，本研究は日本国内で毎年3000 曲以上リリースされるシングルCDの楽曲中で，楽曲ラ ンキング上位となる楽曲の法則を「コード進行」だけで発見し，そのランクイン を予測することを目的とする。

2.楽曲データベース

【ヒット曲の収集】
Japan's Billboard Year-End Hot 100
- 2010～2020年
- 各年上位20曲

【コード進行の取得】
U-FRET
- サビ部分のみ
- 長調はハ長調，短調はイ短調に移調

3.分析手法

2010年から2019年のヒット曲のコード進行を3つの観点で分析

【第一分析】コード進行の複雑性を数値化
【第二分析】コード進行のパターンを数値化
【第三分析】特徴的なコード進行を数値化

クラスタリングを行い、得られた複数のクラスタ中心からの距離によって特徴の数値化

トピック分析によって求めたトピック分布の類似度によって数値化

使用した分析手法：主成分分析・クラスタ分析 / N-gram解析・クラスタ分析 / トピックモデル分析(LDA)

1 3つの特徴量を説明変数，順位を目的変数 ヒット曲（順位）を予測する回帰式の作成 → 重回帰分析法

2 ニューラルネットワークの設計 入力：3つの特徴量 出力：順位の逆数 → ニューラルネットワーク

4.分析

第一分析　コード進行の複雑性の分析

手順①

- コード種類数：コード進行中に出現するコードの種類
- 非ダイアトニックコード率：コード進行に含まれるダイアトニックコードではないコードの数のコード進行の系列長に対する比率
- 非繰り返し率：長さ5以上のコードの繰り返し単位に含まれないコードの数のコード進行の系列長に対する比率

主成分分析 → 2次元化

寄与率
第一主成分　0.5447
第二主成分　0.2860

手順②　主成分得点をk-meansクラスタリングを行う。
・エルボー法によりクラスタ数を4に決定
・クラスタごとに分類（図1） ⇒ $f_A(X)$ の値を算出

結果

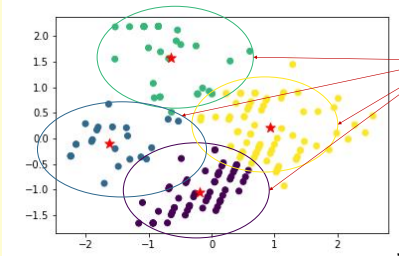


図1　クラスタリング結果

それぞれ異なった特徴持つヒットしやすい楽曲のクラスタを表す

→ 楽曲数が多いクラスター よりヒットする傾向が高いコード進行を持った楽曲のクラスタ

第二分析　コード進行のパターンの分析

手順①　ヒット曲に含まれるコード進行の典型的なパターン分析
2010～2019年の各楽曲ごとに連続する3つのコード(トライグラム)の出現回数を調べる。

トライグラムとは
（例）
A,B,C,D,B,A,B
↓
(A,B,C), (B,C,D), (C,D,B), (D,B,A), (B,A,B)とわける

手順②　それぞれの楽曲に特有なトライグラムを見つける
トライグラムを単語，各楽曲を文章とみなして tf-idf 値を算出。

手順③　各楽曲のtf-idfの平均と標準偏差をk-meansクラスタリングを行う。
・エルボー法によりクラスタ数を3に決定
・クラスタごとに分類(図2) ⇒ $f_B(X)$ の値を算出

結果

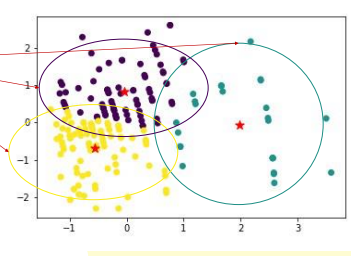


図2　クラスタリング結果

ある楽曲について「ヒットしやすさ度合い」
$f_A(X), f_B(X)$ =（所属したクラスタの楽曲数）÷（中心との距離）

第三分析　特徴的なコード進行の分析

手順① 楽曲のコード進行から
7割以上出現・10個以下しか
出現しないコードを削除した。

手順② トピック数は評価指標である
PerplexityとCoherenceによって
7トピック分けることを決定した。

手順③ 楽曲を文章，コードを単語とみなして，
LDAを実行した。(図4)

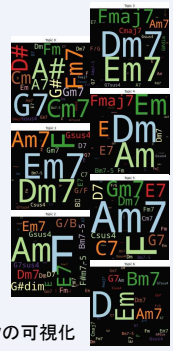


図4 トピックの可視化

結果　過去のヒット曲のトピック分布と新しい楽曲のトピック分布の類似度を計算することで，ヒットしやすさ度合いを数値化

分析データ中の全ての楽曲(200 曲) の
トピック分布 $p_n(\theta)$, n = 1, . . . , 200 の総和

$$\alpha_k = \sum_{n=1}^{200} p_n(\theta_k)$$

n：楽曲のインデックス
θk：k番目のトピック

過去のヒット曲のトピックの相対的な偏り

求めたトピックの相対的な偏りと，
あるコード進行 X のトピック分布 $p(\theta)$ の
重み付け和

$$f_C(X) = \sum_{k=1}^{7} \alpha_k \, p(\theta_k)$$

「ヒットしやすさ度合い」$f_C(X)$

過去のヒット曲のトピック分布の
相加平均を$q(\theta)$とする

$$f_C(X) = 200 \sum_{k=1}^{7} q(\theta_k) \, p(\theta_k)$$

トピックはヒット曲の特徴を反映している
・同様なトピックの偏りがある
・特徴が似ている
⇒ヒットしやすい

過去のヒット曲のトピック分布とトピック分布$p(\theta)$の類似度を内積によって求めている

5.結果

コード進行の特徴分析によってヒット曲予測するシステムの構築

曲の特徴量 $f_A(X)$, $f_B(X)$, $f_C(X)$ ➡ 楽曲が音楽チャートにランクインする順位の推定につながる予測値を出力 ➡ 算出した予測値の相対順位と実際の順位と比較

重回帰分析

説明変数：A・B・Cの値　　目的変数：各曲の順位r

として，回帰式

$$r = \beta_A \times f_A(X) + \beta_B \times f_B(X) + \beta_C \times f_C(X) + \varepsilon$$

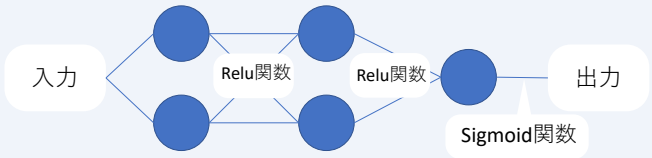
を用いて，係数及び切片を最小二乗法により求めた。

	係数	標準誤差	t	P-値	下限 95%	上限 95%	下限 95.0%	上限 95.0%
β_A	-0.631133775	0.404479353	-1.560360919	0.120287802	-1.42882418	0.16655663	-1.42882418	0.16655663
β_B	-0.05637123	0.404101941	-0.139497548	0.889200229	-0.853317326	0.740574866	-0.853317326	0.740574866
β_C	-0.988339587	0.404564946	-2.442968915	0.015452785	-1.786198794	-0.19048038	-1.786198794	-0.19048038
ε	10.5	0.402858086	26.06376876	1.31346E-65	9.705506962	11.29449304	9.705506962	11.29449304

求めた回帰式を使い，2020年のランキング上位20曲のサビの部分のコード進行を用いて，順位を予測する。

ニューラルネットワーク

入力：曲の特徴量$f_A(X)$, $f_B(X)$, $f_C(X)$　　出力:順位の逆数



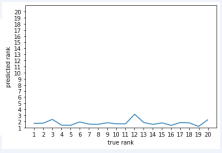
2020年ランキングの予測結果

順位の推定につながる予測値

楽曲	アーティスト名	正解	重回帰	NN	平均
楽曲A	アーティストⅠ	1	8.0	2.6	5.3
楽曲B	アーティストⅡ	2	6.9	5.5	6.2
楽曲C	アーティストⅢ	3	11.2	6.8	9.0
楽曲D	アーティストⅣ	4	9.3	7.5	8.4
楽曲E	アーティストⅤ	5	10.8	6.9	8.9
楽曲F	アーティストⅥ	6	11.0	5.9	8.5
楽曲G	アーティストⅦ	7	9.3	3.7	6.5
楽曲H	アーティストⅧ	8	12.2	7.0	9.6
楽曲I	アーティストⅨ	9	11.6	6.7	9.2
楽曲J	アーティストⅩ	10	11.5	6.3	8.9

補足　サポートベクトル回帰

各楽曲の特徴量の分布が非線形である
↓
SVRによる順位予測



楽曲の予想順位に明確な差が現れなかった。

6. 考察

コード進行の特徴にもとづいた3種類の分析結果を用いてヒット曲の予測を行い，ランキングの1位と2位のヒット曲の予測を行うことができた。

楽曲A	アーティストⅠ	1	8.0	2.6
楽曲B	アーティストⅡ	2	6.9	5.5

重回帰分析で最も上位と予測された楽曲
楽曲Bの予測値6.9　⇒　他楽曲と相対的に比較すると１位
ニューラルネットワークで最も上位と予測された楽曲
楽曲Aの予測値2.6　⇒　他楽曲と相対的に比較すると１位
⇒ 楽曲A～Jで2つの予測値の平均値の相対的な順位は，実際の1位，2位と一致した！

一方で

その他のランクの予測の精度は不十分

改善案

回帰を二段階で行い，各分析でランキングとの単回帰分析を行った結果を使って重回帰分析を行った ➡ t検定のp値0.93であり有意差は見られなかった

分析精度の向上

分析に用いた楽曲を増やす
サビ以外のコード進行とメロディを用いる
ヒットしなかった楽曲を含めて分析する

今後

コード進行の移調に専門知識が必要 ⬅ 自動化

分析用楽曲データの差し替え ➡ ある条件に沿った予測が可能

7. おわりに

本研究ではコード進行によってどの程度ヒット曲が予測できるかを明らかにするために，ヒット曲のコード進行の特徴量を計算し，特徴量とランキングの順位の間の予測を行い，コード進行から未来のヒット曲を予測するシステムを構築した。今後，コード進行以外の要素も考慮したヒット曲予測システムを構築できるように研究を発展させたい。

【参考文献】
[1] Pachet, F.: Hit Song Science Music Data Mining (Chap. 10), Taylor & Francis (2011).
[2] Dhanaraj, R. and Logan, B.: Automatic Prediction of Hit Songs, Proceedings of the International Conference on Music Information Retrieval, pp. 488–491 (2005).
[3] Ni, Y., Santos-Rodr ıguez, R., McVicar, M. and Bie, T. D.: Hit Song Science Once Again a Science?, Proceedings of the 4th International Workshop on Machine Learning and Music, pp. 1–2 (2011).
[4] Herremans, D., Martens, D. and So rensena, K.: Dance Hit Song Prediction, Journal of New Music Research, Vol. 43, No. 3, pp. 291–302 (2014).
[5] 川井豊大: ギターコードから見る J-POP の特徴の統計解 析, 南山大学卒業論文要旨 (2005).
[6] 鶴田 崇: ギターコードから見るヒット曲の違いに関す る統計的分析, 南山大学卒業論文要旨 (2009).

令和 4 年 3 月発行

兵庫県立姫路西高等学校

〒670-0877
兵庫県姫路市北八代 2 丁目 1 番 33 号
Tel　079－281-6621
Fax　079－281-6623