

看護統計セミナー ²⁰²²

第3回目：因果推論

下川敏雄

和歌山県立医科大学附属病院 臨床研究センター

シエーマ

重回帰分析

- 因果推論とは？
- 重回帰分析の概要
 - 重回帰分析の動機
 - 偏回帰係数の求め方について
 - 標準回帰係数の意味
 - 適合度の評価(寄与率, F検定)
 - 多重共線性とその診断
 - 変数選択の方法と留意点

ロジスティック回帰分析

- ロジスティック回帰分析の概要
 - ロジスティック回帰分析の動機
 - 調整オッズ比について
 - 適合度の評価
 - ROC曲線および曲線下面積

Chapter.1 重回帰分析

Multiple regression analysis

回帰分析の動機

いま、たばこと肺がんの関係を明らかにするために、各地域のたばこの総販売個数と肺がんの罹患者数を調査した。



相関分析の結果、たばこの総販売個数と肺がんの罹患者数には**正の相関関係**があった。したがって、**たばこと肺がんには関連性がある!!**

相関分析では、たばこの総販売個数が多い地域では肺がんの罹患者が多い(肺がんが多い地域ではたばこの総販売個数が多い)という関係がわかる。

たばこの総販売個数



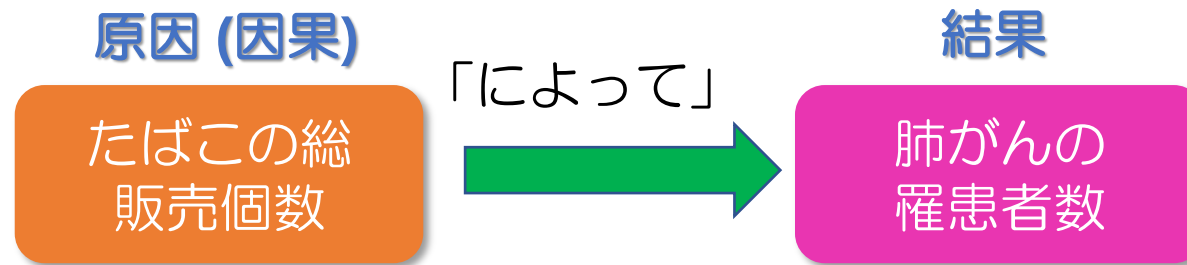
肺がんの罹患者数



このような調査では、「たばこが肺がんの原因である」ことを明らかにするために、**「たばこの総販売個数が高い(喫煙者が多い)ことで肺がんの罹患者数が高くなる」**ことを知りたいのでは？

回帰分析を用いる

仮説：たばこの総販売個数が高い(喫煙者が多い)ことで肺がんの罹患者数が多くなる



明確に原因と結果が明らかならば、「原因から結果を予測することができる」はずである。

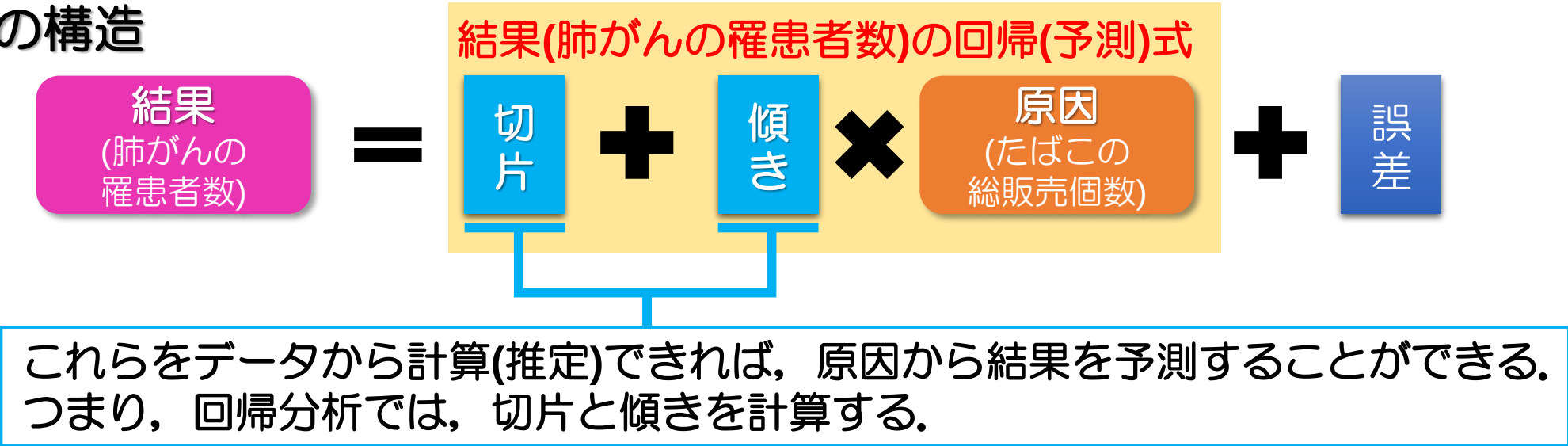
原因から結果を予測するための予測式を作る統計的なほうほうが回帰分析である。

回帰分析の目的は、

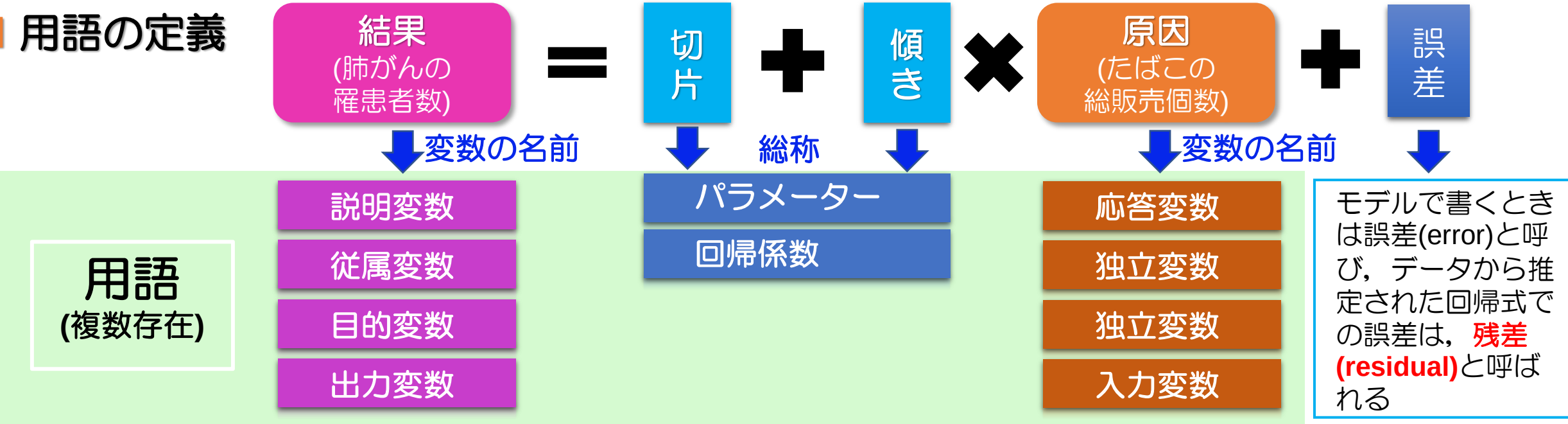
- (1) 原因から結果を予測するための予測式(回帰式／回帰モデル)を作成する [予測の観点].
- (2) 複数の原因がある場合には、複数の原因がどのように結果に影響するか(すなわち、要因構造)を明らかにする [要因構造探索の観点].

回帰式(回帰モデル)とは：単回帰分析を例に

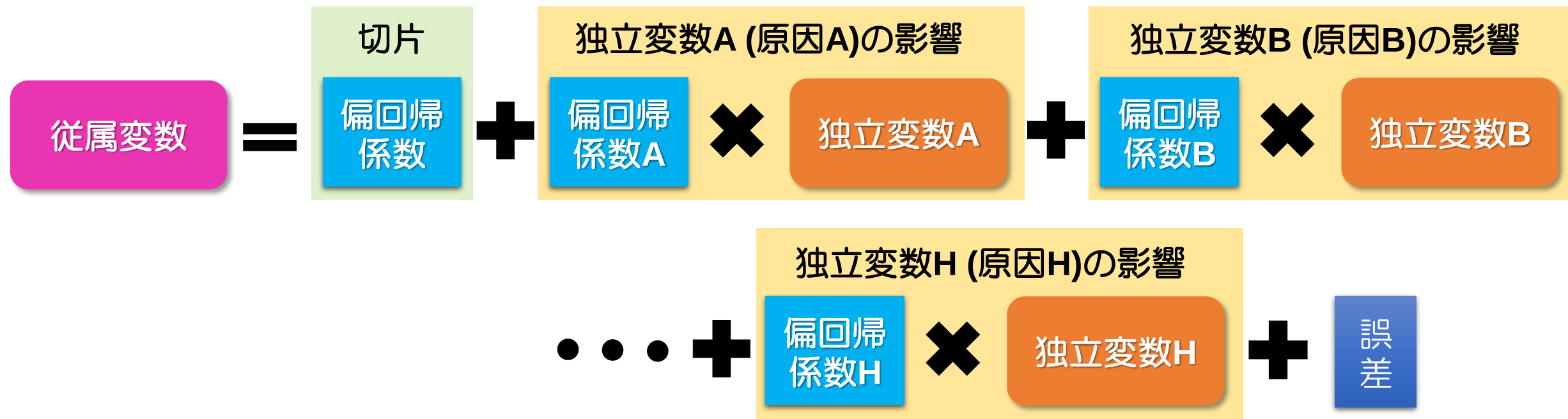
回帰式の構造



用語の定義



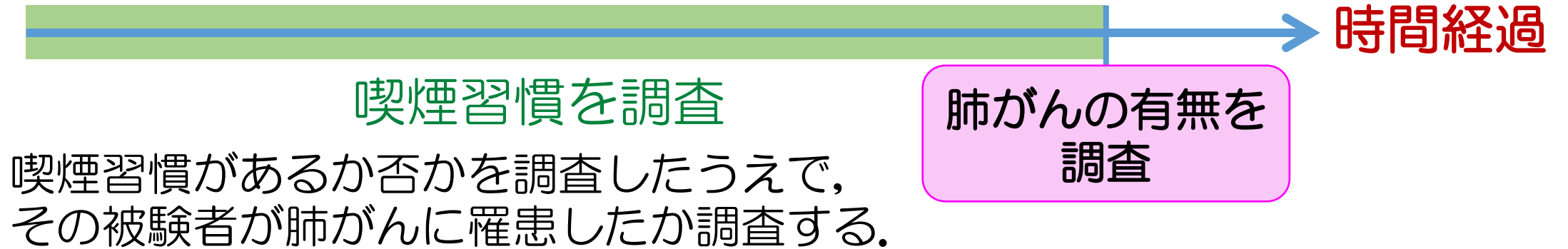
重回帰分析の場合の回帰式(回帰モデル)



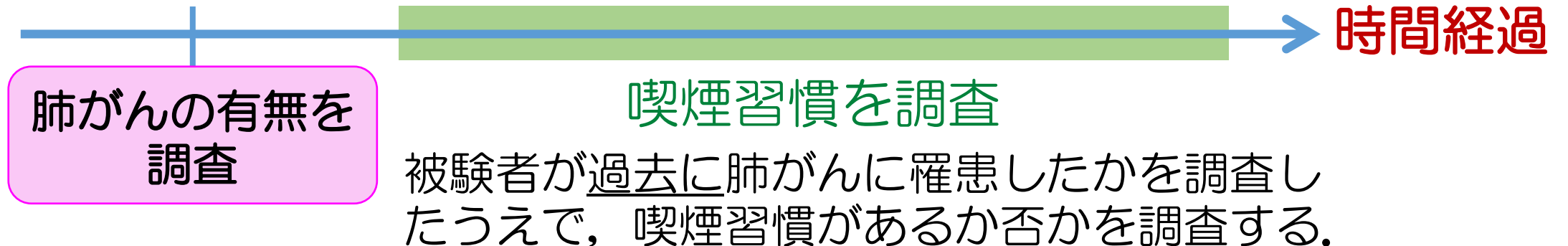
- 重回帰分析では、回帰係数(回帰パラメータ)を偏回帰係数(偏回帰パラメータ)と呼ぶことがある。
- 重回帰分析の回帰式は、偏回帰係数×独立変数の総和で表される。

因果推論(回帰分析)を分析するうえにおいて重要な点

■ 正しい調査

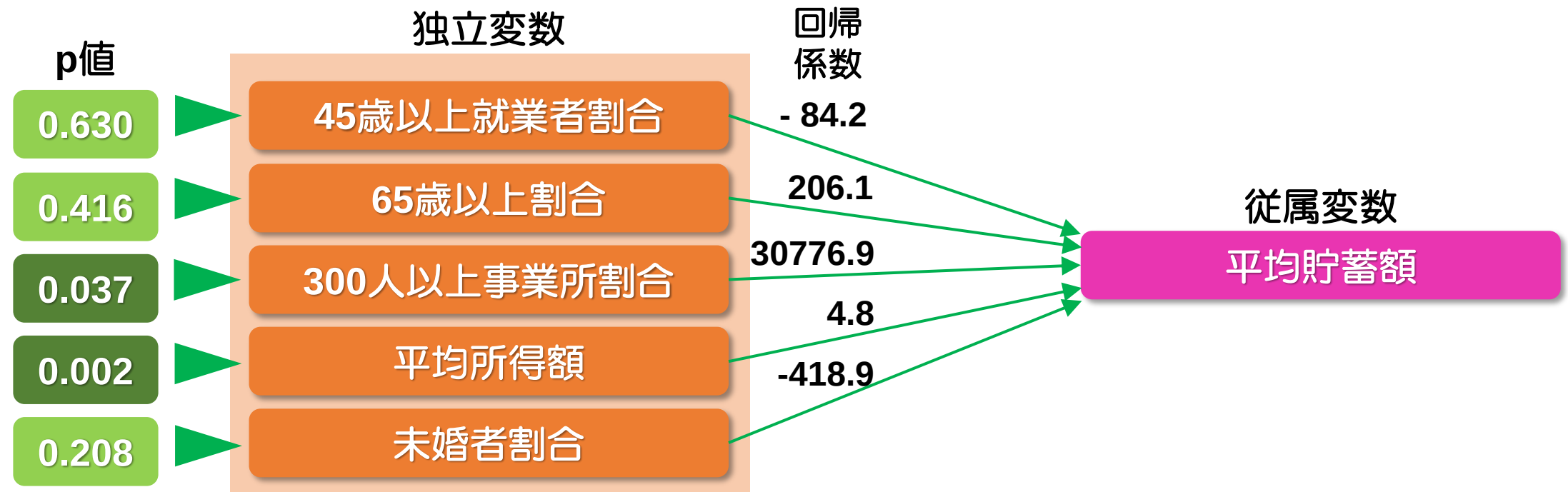


■ 誤った調査



重回帰分析の例示

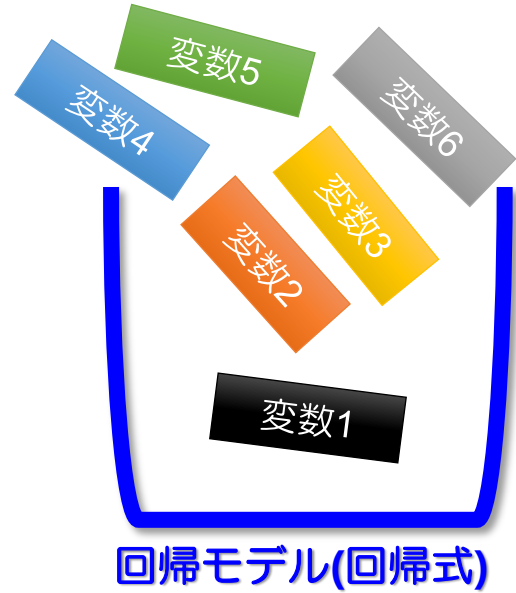
ある県では、県内の市区町村における就業状況と貯蓄額の関係进行调查した。就業情報を独立変数、平均貯蓄額従属変数として、平均貯蓄額を推定するための重回帰分析を行う。



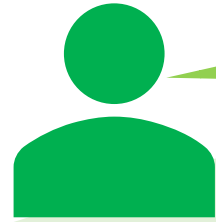
平均貯蓄額の推定値 = $4007.9 - 84.2 \times 45\text{歳以上の就業者割合} + 206.1 \times 65\text{歳以上の割合}$
 $+ 30776.9 \times 300\text{人以上事業所割合} + 4.8 \times \text{平均所得額} - 418.9 \times \text{未婚者の割合}$

ただし、有意な独立変数は2個(300人以上事業所割合, 平均所得額)のみである

重回帰分析における注意点：変数が多ければよいというものではない

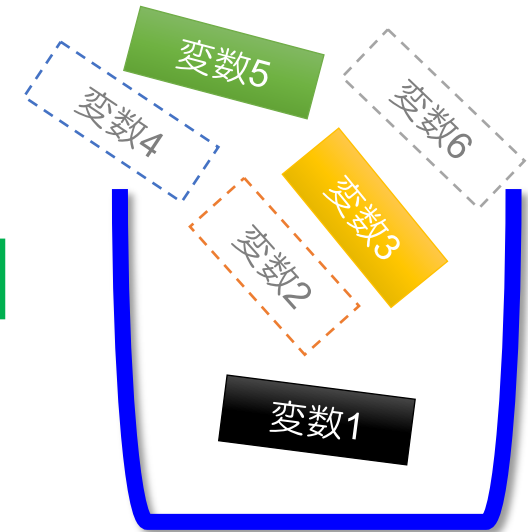


重回帰分析では、たくさんの独立変数を入れるほど情報がたくさんになるので、良い統計モデルになるということ？



必ずしもそうではない。独立変数が多いほど不必要な変数は単なるノイズでしかない。

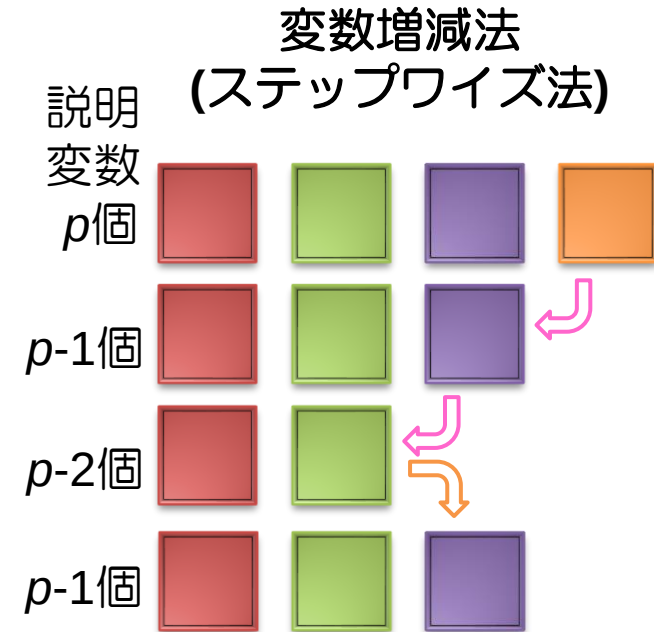
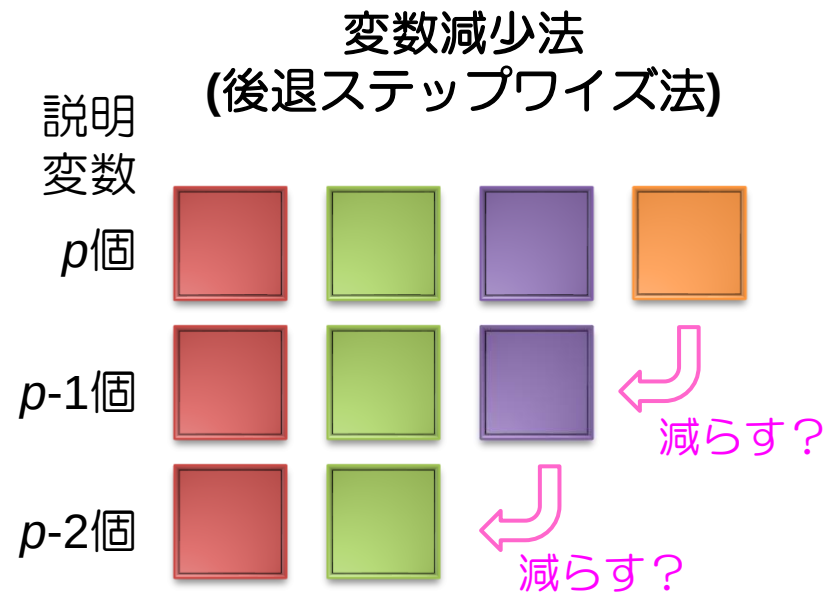
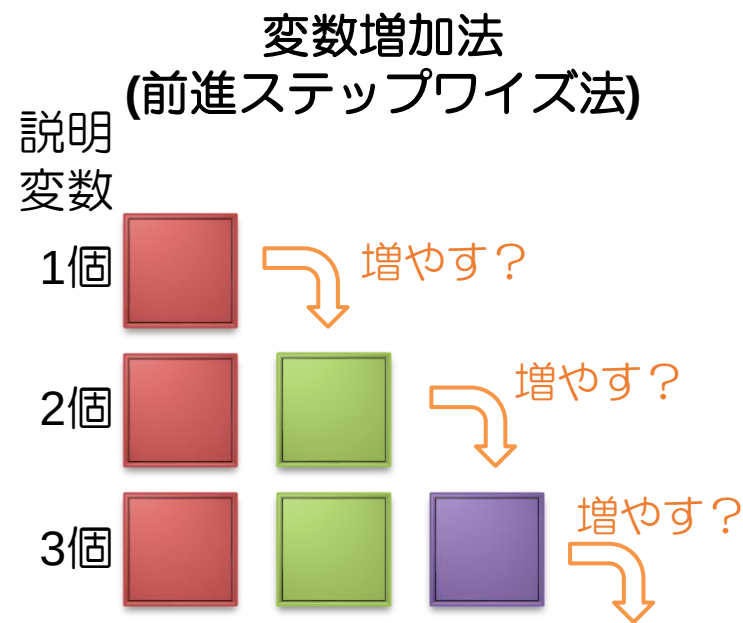
また、**多重共線性**の問題などがある。そのため、必要なものだけで回帰式をつくることが推奨されることが多い。そのための方法が**変数選択**である。



変数選択では、以下を決定したうえで実施しなければならない：

- ・どのようなアルゴリズムで変数を選択するのか (変数選択の方法)
- ・どのような基準で回帰モデル(回帰式)を評価するのか (評価基準)

■ 変数選択のアルゴリズム



独立変数が1個の場合からスタートして、変数を追加したほうが良ければ増やし、そうでなければ変数の追加をしない。

全ての独立変数からスタートして、変数を減らしても影響がなければ減らし、そうでなければ変数の削除をしない。

変数減少法からスタートするが、変数増減法では変数の削除と削除した変数の追加の両方を検討しながら各ステップを進める。

■ 変数選択の基準

- 検定を用いる方法 (SPSSの影響で看護研究ではこちらが主流)
- 情報量規準を用いる方法 (最近はこちらが一般的)
 - 赤池の情報量規準 (AIC; Akaike's Information Criteria)
 - Bayes流情報量規準 (BIC; Bayesian Information Criteria)

情報量規準は、**AICとBICのどちらをつかってかまわない。ただし、AICのほうがBICよりも多くの変数を選択する(BICのほうがドラスティックに削除する)。**

変数選択の留意点

(1) 変数増加法の落とし穴

標本サイズが小さい場合に、変数増加法を用いて変数選択を行う場合、結果の解釈が困難なモデルを選択することがしばしばある。また、本当は必要な独立変数に取り込まれる前に変数選択が終了する場合がある。

(2) 重回帰分析に用いることができる独立変数の数

重回帰分析解析に用いることができる独立変数の数は、標本サイズ(個体数)の1/10程度とされている(統計学的な意味はないが、慣例的に言われている)。

(3) 多数の独立変数がある場合の留意点

多数の調査項目(独立変数)が存在する場合には、全ての独立変数を用いて変数選択を行うのではなく、事前スクリーニングを行うことが推奨される。事前スクリーニングでは、独立変数毎に単変量解析(1個の独立変数による回帰モデルを推定する)を実施し、その(偏)回帰係数に対する検定(回帰係数が0であるか否かを評価する検定)のp値や回帰パラメータを用いる。このとき、有意水準 α は0.10あるいは0.20であっても許容される。なお、慣例的に標本サイズの1/10が重回帰分析で用いることができる独立変数の目安として考えられている。

(4) 欠測が多い独立変数(調査項目)には注意が必要である

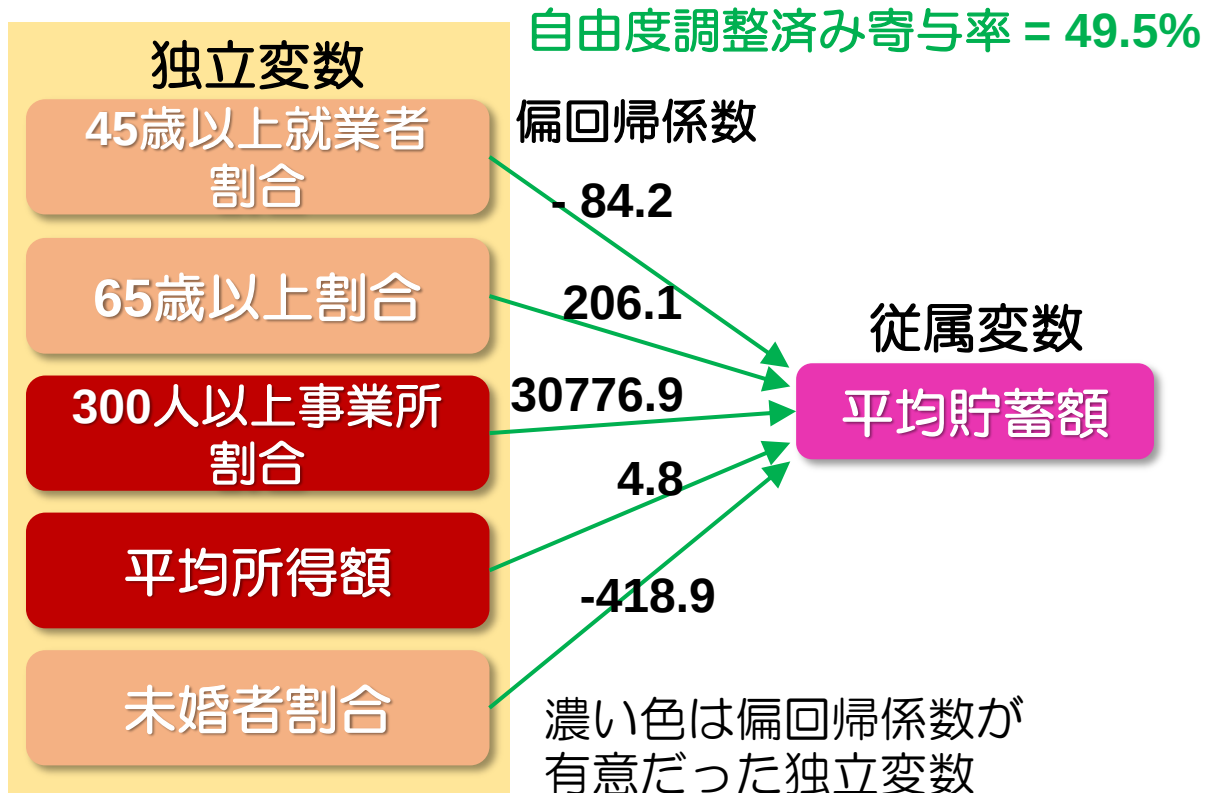
重回帰分析では、独立変数のなかで1個でも欠測があれば、その個体を削除しなければならない。そのため、欠測が多い独立変数をモデルに含めると、多くの個体を削除することになる。また、観測方法が煩雑な場合には、欠測が多くなる傾向にある。そのため、このような独立変数は、予め変数選択の候補から除外することが望ましい。

先ほどの事例における変数選択の結果

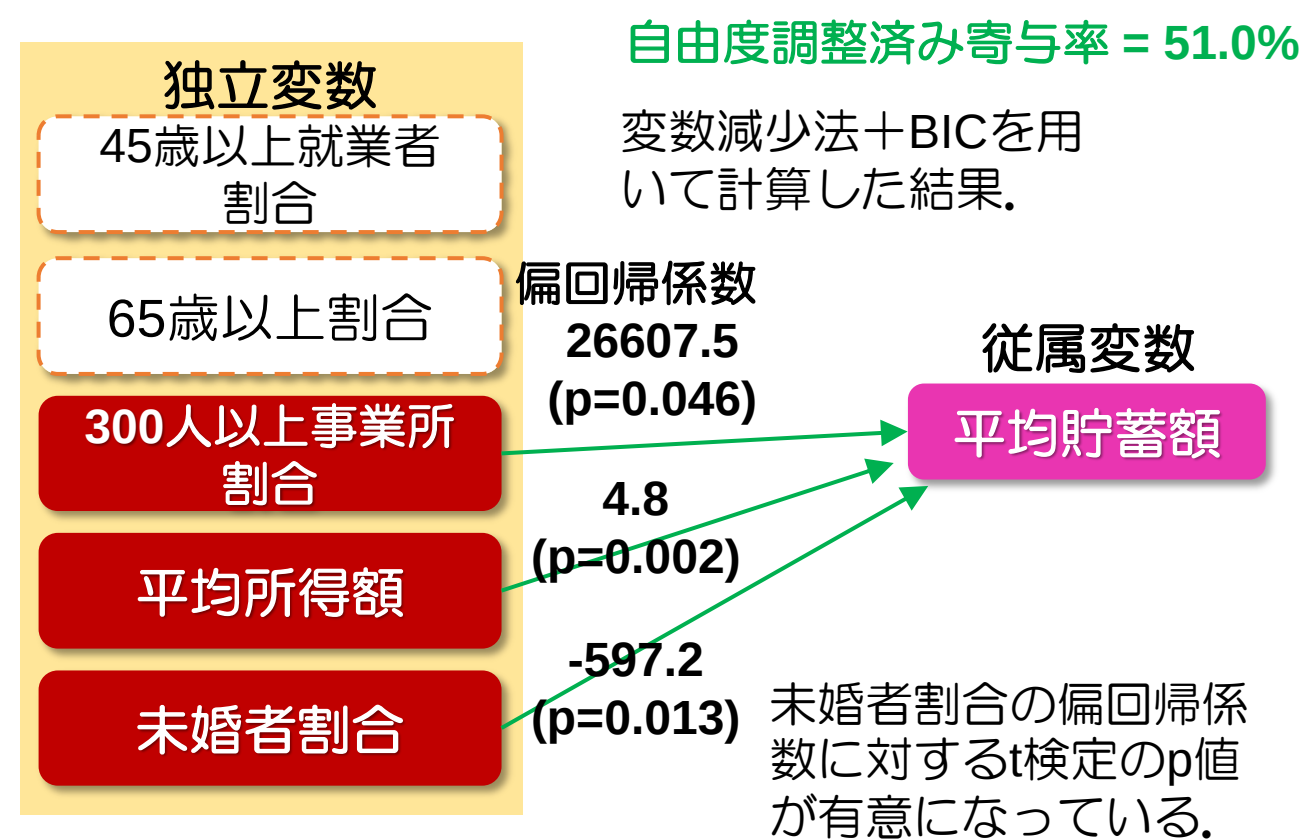


SPSSには、情報量基準による変数選択の機能が存在しない。情報量基準による変数選択を行いたい場合には、JMPあるいはEZRを使うことを推奨

全独立変数を用いた場合



変数選択後



変数選択は、多重共線性に対する対処だけでなく、意味のない(ノイズとなっている)独立変数を除去することで重回帰式(重回帰モデル)の安定化を図るという意味でも重要である。

SPSSによる重回帰分析

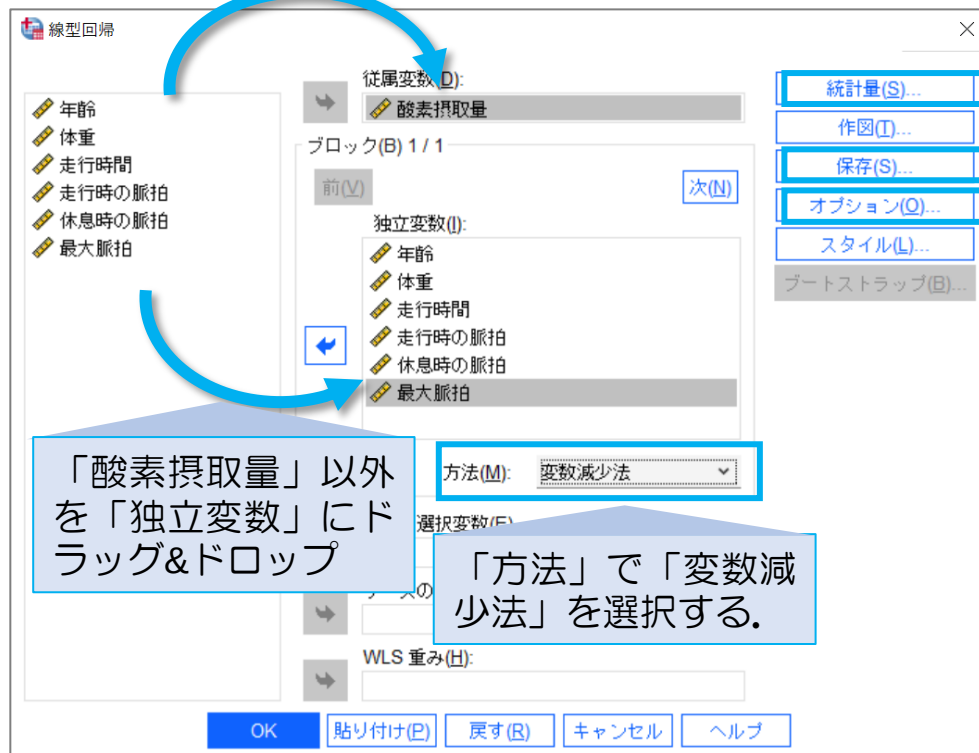
あるフィットネスクラブでは、有酸素運動の効果を把握するための調査を実施している。ここでは、被験者の「年齢」、「体重」といった背景情報、「走行時間」、「走行時の脈拍」、「休息時の脈拍」、「最大脈拍」が「酸素摂取量」とともにとられている。ここでは、「酸素摂取量」を予測するための重回帰式を計算することにある。

独立変数		従属変数	独立変数				
	 年齢	 体重	 酸素摂取量	 走行時間	 走行時の脈拍	 休息時の脈拍	 最大脈拍
1	42	68.15	59.57	8.17	166	40	172
2	38	81.87	60.06	8.63	170	48	186
3	43	85.84	54.30	8.65	156	45	168
4	50	70.87	54.63	8.92	146	48	155
5	49	81.42	49.16	8.95	180	44	185
6	38	89.02	49.87	9.22	178	55	180
7	49	76.32	48.67	9.40	186	56	188
8	52	76.32	45.44	9.63	164	48	166
9	57	59.08	50.55	9.93	148	49	155
10	51	77.91	46.67	10.00	162	48	168

1. 「酸素摂取量」を従属変数，その他の変数を独立変数としたもとで重回帰分析を実施する。
2. 変数選択には，「変数減少法」を選択する。
3. 多重共線性についての診断を行う。

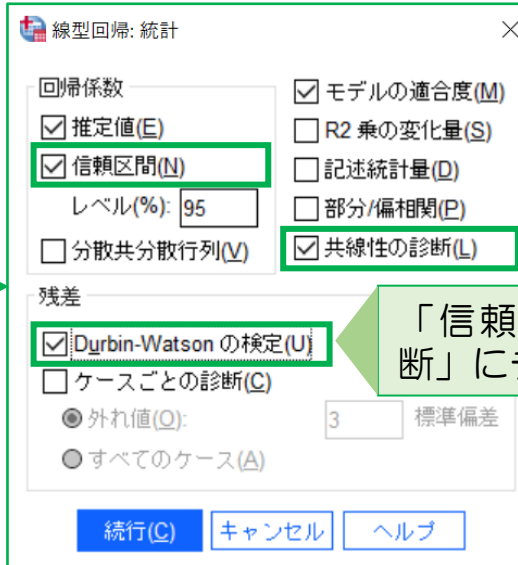
SPSS: 「分析」→「回帰」→「線形」を選ぶ

「酸素摂取量」を「従属変数」にドラッグ&ドロップ



「酸素摂取量」以外を「独立変数」にドラッグ&ドロップ

「方法」で「変数減少法」を選択する。



「信頼区間」および「多重性の診断」にチェックを入れる。

「信頼区間」および「多重性の診断」にチェックを入れる。

「保存」では各個体の予測値を計算する場合に選択する。

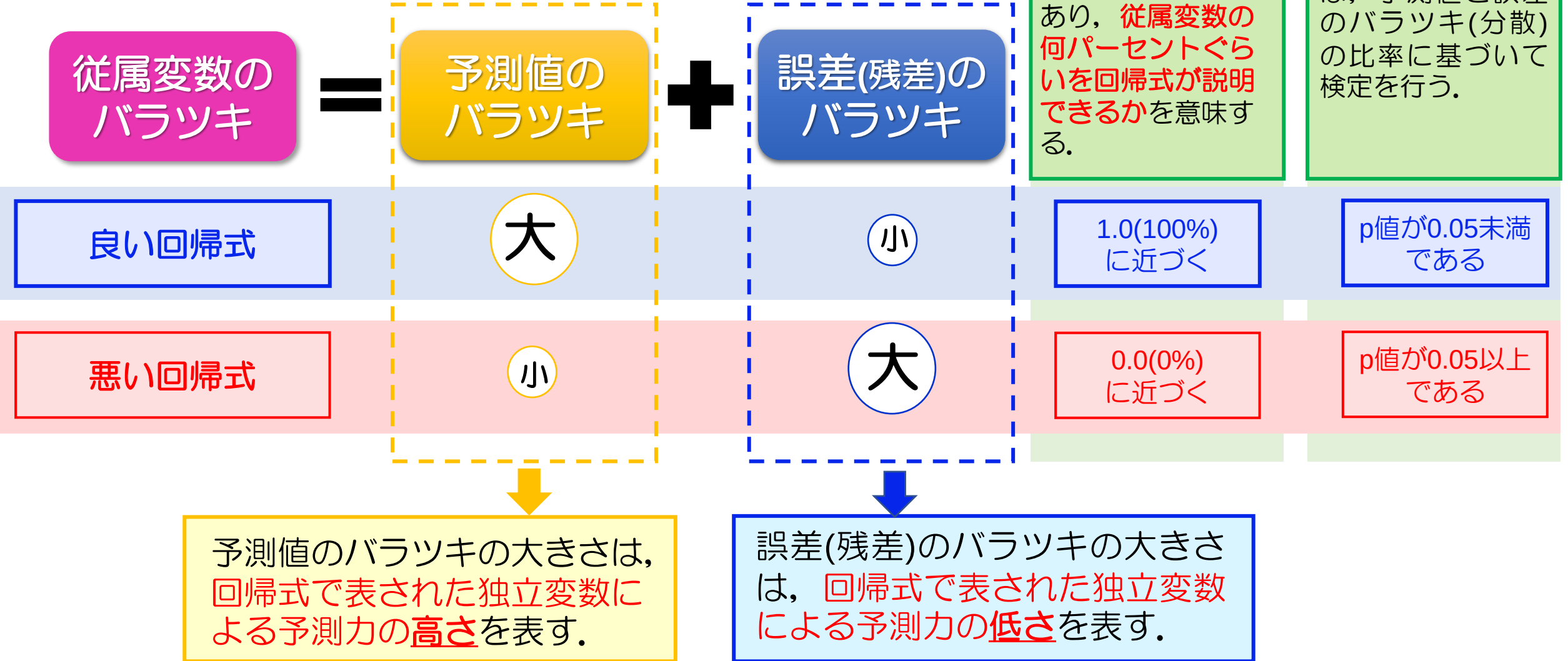
「オプション」では変数選択のときのp値を選択できる。

Note

- SPSSでは「方法」のなかに、「強制除去法」がある。これは、全独立変数を用いた場合と、独立変数が存在しない場合(nullモデル)を計算する方法である。
- 「一般化線形モデル」を用いても重回帰分析を計算できる(交互作用を含む場合にはこちらを選択)。

回帰式(モデル)の診断：回帰式の適合度評価

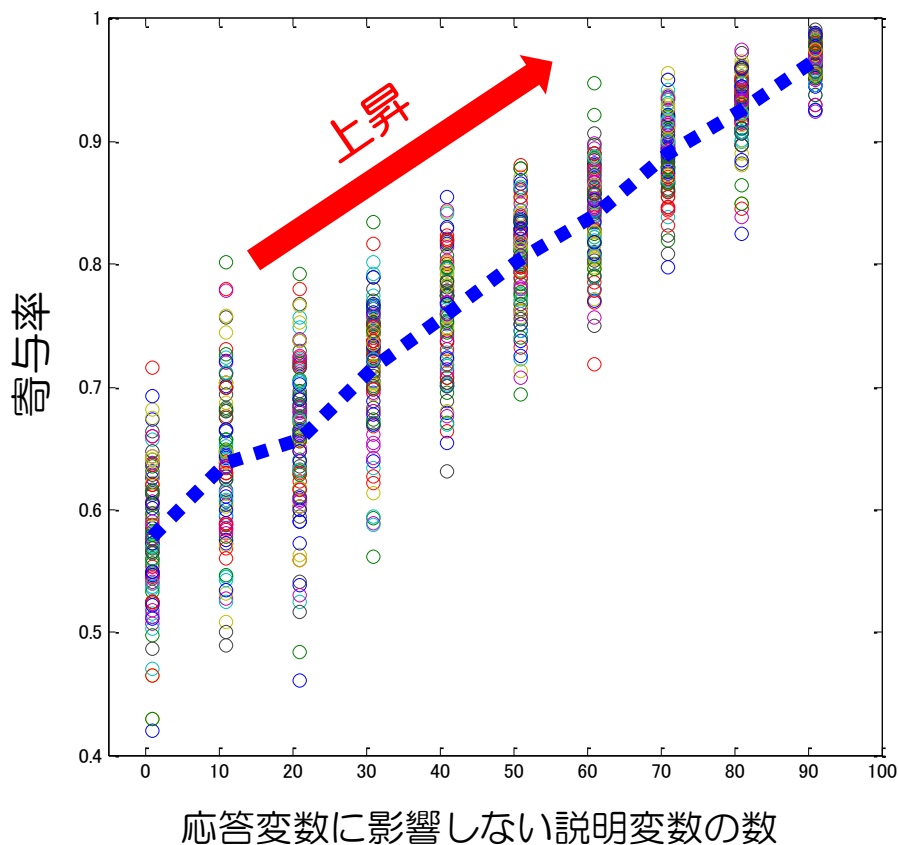
回帰分析では、従属変数のバラツキを回帰分析による予測値のバラツキと誤差(残差)のバラツキに分解することができる。



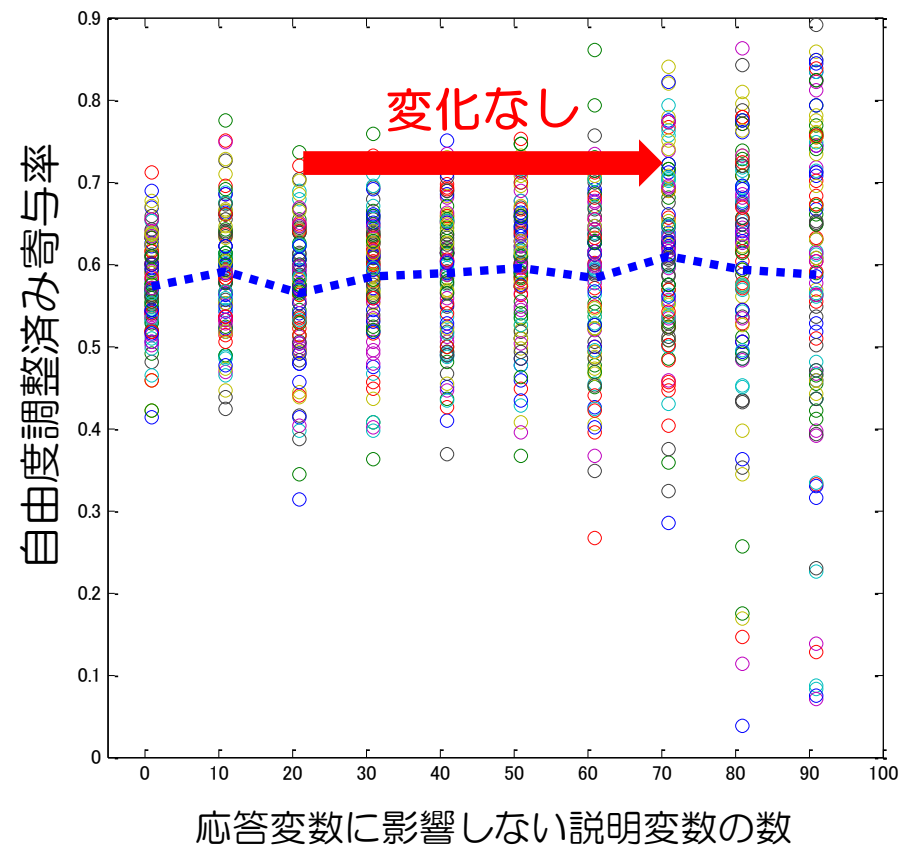
寄与率における留意点

説明変数の数が増えると、回帰変動が過大評価され、残差変動が過小評価される。この問題を調整した寄与率は、**自由度調整済み寄与率**と呼ばれる。

応答変数に影響しない説明変数の数を増加したときの寄与率及び自由度調整済み寄与率の推移(各説明変数の数に対して100回のシミュレートを実施している。青色の点線は平均値の推移を表している)



(a) 寄与率



(b) 自由度調整済み寄与率

寄与率は、応答変数に影響しない説明変数を増やせば増やすほど増加するので、適合度評価にはならない。そのため、自由度調整済み寄与率を用いなければならない。

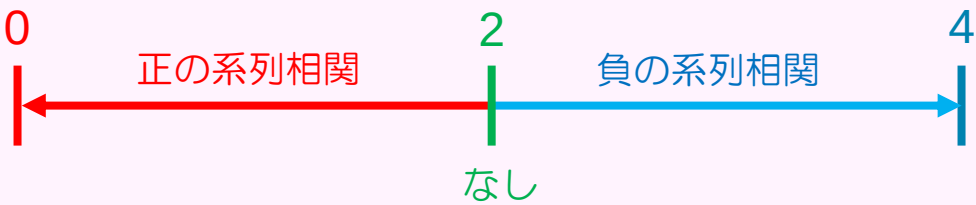
SPSSの結果を見ながら適合度を評価する

モデル	重相関係数	寄与率	自由度調整済み寄与率	推定値の標準誤差	Durbin-Watson
	R	R ² 乗	調整済み R ² 乗		
1	.921 ^a	.847	.809	2.32724	
2	.920 ^b	.847	.816	2.28435	
3	.914 ^c	.835	.810	2.32212	1.862

a. 予測値: (定数)、最大脈拍, 走行時間, 体重, 休息時の脈拍, 年齢, 走行時の脈拍。
b. 予測値: (定数)、最大脈拍, 走行時間, 体重, 年齢, 走行時の脈拍。
c. 予測値: (定数)、最大脈拍, 走行時間, 年齢, 走行時の脈拍。
d. 従属変数 酸素摂取量

- 回帰分析では、各個体が独立であることを仮定している。一方で、時系列なデータなどを用いる場合には、系列相関をもっている可能性がある。Durbin-Watson統計量は、このような系列相関を評価するのに用いられる。
- 今回はとりあえず入れたが、通常の解析では不要(データ取得の順番が影響する場合には入れた方がよい)。

Durbin-Watson統計量



- モデル1は全変数の場合、モデル2では「休息時の脈拍」が削除、モデル3では「休息時の脈拍」「体重」が削除されている。
- モデル1→モデル3に進むほど寄与率が減少している(変数が減少した影響)。
- モデル2のほうがモデル3よりも自由度調整済み寄与率が高いにも関わらず、「体重」が削除されている。これは、自由度調整済み寄与率が減少する以上に、独立変数「体重」が不要であることを意味する。

分散分析^a

モデル		平方和	自由度	平均平方	F 値	有意確率
1	回帰	721.659	6	120.276	22.207	<.001 ^b
	残差	129.986	24	5.416		
	合計	851.644	30			
2	回帰	721.188	5	144.238	27.641	<.001 ^c
	残差	130.456	25	5.218		
	合計	851.644	30			
3	回帰	711.446	4	177.861	32.985	<.001 ^d
	残差	140.198	26	5.392		
	合計	851.644	30			

a. 従属変数 酸素摂取量

b. 予測値: (定数)、最大脈拍、走行時間、体重、休息時の脈拍、年齢、走行時の脈拍。

c. 予測値: (定数)、最大脈拍、走行時間、体重、年齢、走行時の脈拍。

d. 予測値: (定数)、最大脈拍、走行時間、年齢、走行時の脈拍。

平方和の説明

回帰の平方和 = (予測値－平均)²の合計

残差の平方和 = (従属変数－予測値)²の合計

合計の平方和 = (従属変数－平均)²の合計

平均とは従属変数の平均値

自由度の説明

回帰の自由度 = 回帰係数の数 － 1

残差の自由度 = 標本サイズ － 回帰係数の数

合計の自由度 = 標本サイズ － 1

平均平方の説明

回帰の平均平方 = 回帰の平方和 ÷ 回帰の自由度

残差の平均平方 = 残差の平方和 ÷ 残差の自由度

F値の説明

F値 = 回帰の平均平方 ÷ 残差の平均平方

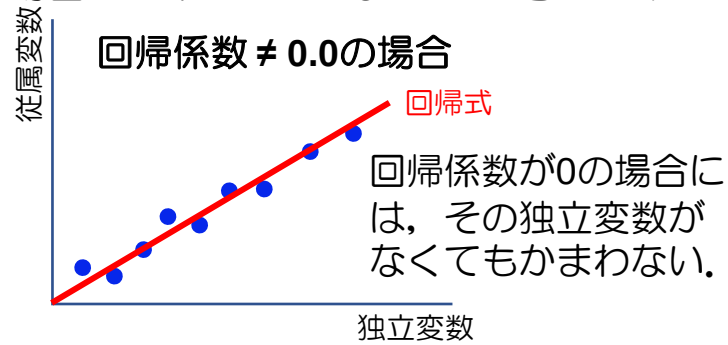
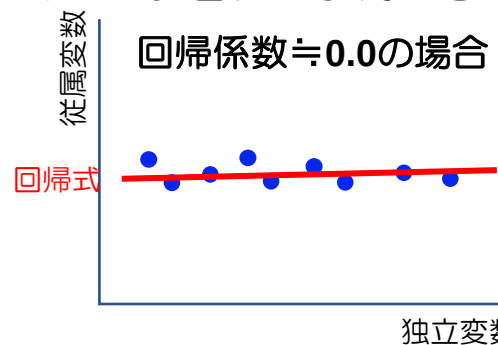
F検定では、

帰無仮説 H_0 : 回帰モデルに意味がない、対立仮説 H_1 : 対立仮説に意味がある
を検定している。

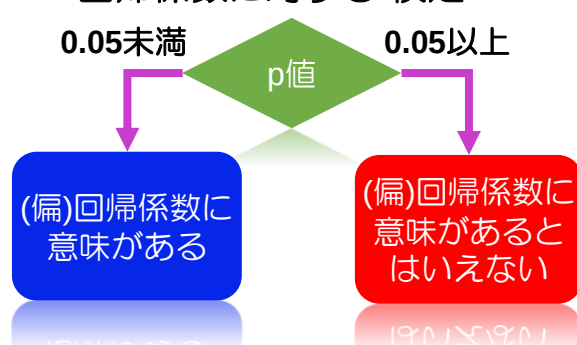
いずれのモデルにおいても、p値が0.001未満であることから、いずれの場合においても有意である。したがって、回帰モデルに意味がある。

(偏)回帰係数に対するt検定

回帰式により適切に予測できる場合でも次のようなことが考えられる。



回帰係数に対するt検定



「年齢」および、「最大脈拍」のp値が0.05よりも高かった。よって、これらの独立変数が従属変数(酸素摂取量)に対して有意な影響を及ぼしていないことがわかった。

(偏)回帰係数

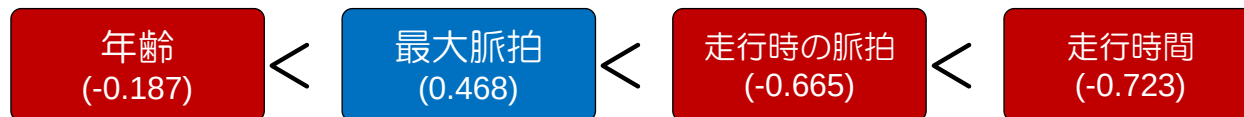
モデル		標準化係数		標準化係数		係数 ^a		Bの95.0%信頼区間		共線性の統計量	
	(定数)	B	標準誤差	標準化係数	ベータ	t値	有意確率	下限	上限	許容度	VIF
3	(定数)	97.165	11.661			8.332	<.001	73.195	121.134		
	年齢	-.189	.094	-.187	-.187	-2.001	.056	-.383	.005	.728	1.373
	走行時間	-2.776	.342	-.723	-.723	-8.124	<.001	-3.478	-2.074	.800	1.250
	走行時の脈拍	-.346	.118	-.665	-.665	-2.924	.007	-.589	-.103	.122	8.176
	最大脈拍	.272	.134	.468	.468	2.023	.053	-.004	.548	.118	8.443

a. 従属変数 酸素摂取量

次ページ

標準(偏)回帰係数

それぞれの独立変数は単位が異なるため、「どの独立変数の影響が強いのか」を評価できない。標準回帰係数とは、独立変数および従属変数を標準化したもとで回帰分析を行ったときの回帰係数である。標準回帰係数を用いることで、独立変数の影響を比較検討できる。



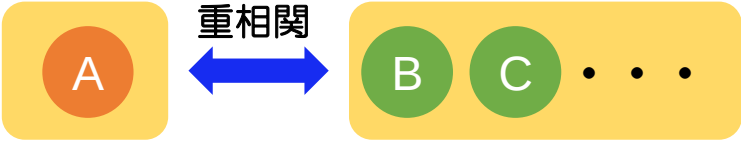
「走行時間」の標準回帰係数の絶対値が最も高く、次いで、「走行時の脈拍」が高かった。すなわち、有酸素運動に関連する要因による影響が強かった。また、これらの独立変数に対する(偏)回帰係数の符号が負値であることから、走行時間あるいは走行時の脈拍が高くなると酸素摂取量が減少する。

多重共線性の診断

独立変数間に強い相関関係がある場合、変数間が干渉することで、実際の影響とは異なる(偏)回帰係数を推定したり、あてはまりが悪くなることを多重共線性という。それを評価する指標がVIFである。

■ VIF (Variance Inflection Factor)とは

VIFは、独立変数に用いられた「任意の変数A」と「変数A以外の変数」との重相関係数 r

重相関係数 r =  を用いて $VIF = \frac{1}{1 - r^2}$ で表される

VIFが10以上であれば多重共線性が疑われるといわれる。重相関係数だが、 r^2 は変数Aを従属変数、その他の変数を独立変数に用いたときの重回帰分析の寄与率(決定係数)と同じである

		共線性の統計量	
		許容度	VIF
3	(定数)		
	年齢	.728	1.373
	走行時間	.800	1.250
	走行時の脈拍	.122	8.176
	最大脈拍	.118	8.443

VIFが10を上回る変数は存在しないことから、過度な多重共線性が疑われる変数は存在しなかった。

Note：SPSSでは「共線性の診断」という表が作られる。ここでは、固有値分解を用いて診断している(独立変数で主成分分析を行ったうえで評価しているイメージ)。あまりメジャーではないので、割愛している。

a. 従属変数 酸素摂取量

看護系論文における重回帰分析の実践

看護倫理に関する教育的支援が看護学生のケア倫理的行動に与える影響

吉岡・金子：日本看護科学会誌, 41, 313-323, 2021.

全国の最終学年の看護学生4,930名に質問紙調査を実施し、ケアの倫理的行動に関する教育的支援を独立変数、ケアの倫理的行動に関する因子を従属変数とした重回帰分析を行っている。

分析方法(一部抜粋)：看護倫理に関する教育的支援の各因子の項目を独立変数、学生のケアの倫理的行動の因子を従属変数とし、VIFが全て10未満で多重共線性がないことを確認したうえで重回帰分析をステップワイズ法で行い、標準回帰係数を求めた。

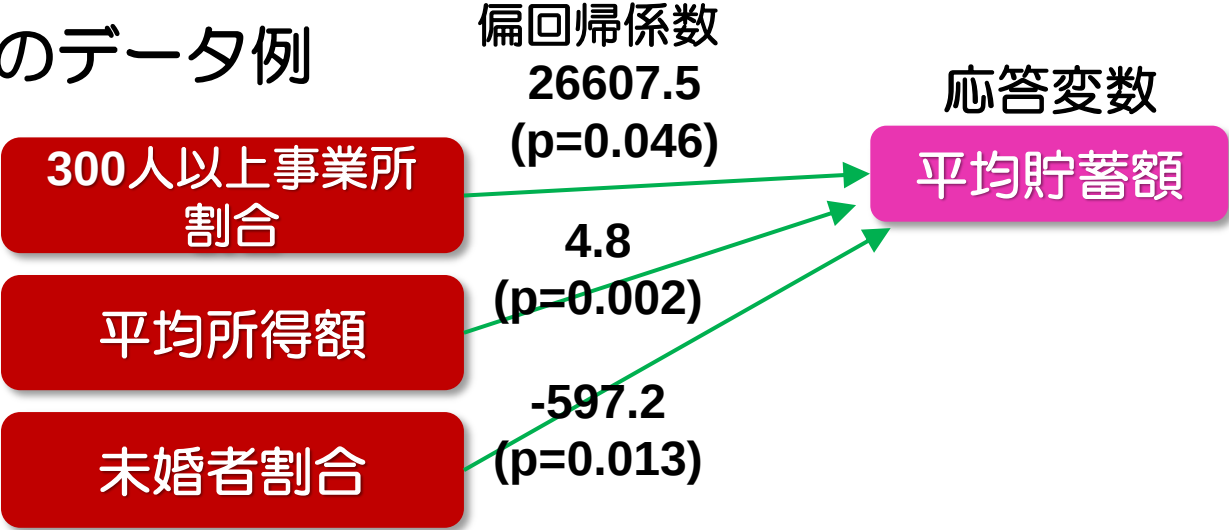
コメント

- VIFの基準値を10にすることは正しい判断である(しかしながら、因子分析においてバリマックス回転(直交解)を独立変数に用いているので、多重共線性がなくて当然ではあるが. . .)。
- ステップワイズ法を用いているのであれば、変数増加法、変数減少法、変数増減法のどれを用いているのかを書くことが推奨される(英語論文を含めてきちんと書いている論文は少ない)。
- SPSSを用いているので、F検定を評価基準に用いているのは容易に理解できるが、本来は評価基準も書いたほうが良い(英語論文を含めてきちんと書いている論文は少ない)。
- 標準回帰係数を用いているのは評価できる。

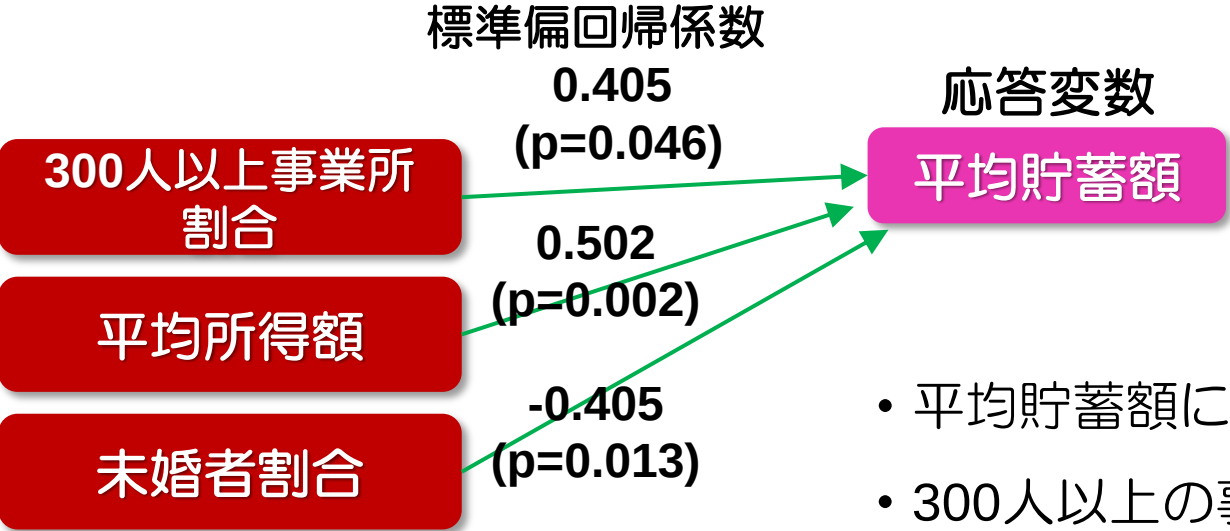
医学系/疫学系の学会発表・論文誌に投稿する場合には、変数選択のアルゴリズムおよび評価基準をきちんと書かないと査読者に指摘される可能性が高いので注意が必要

標準回帰係数とそのメリットとは？

先ほどのデータ例



偏回帰係数は、説明変数の尺度に依存するため、説明変数(300人以上事業所割合, 平均所得額, 未婚者割合)のうち、どちらのほうが平均貯蓄額に影響するのかを判断することができない。説明変数の影響を相対的に評価する指標が**標準偏回帰係数(標準化係数)**である。



- 平均貯蓄額に最も影響を及ぼすのが平均所得額である。
- 300人以上の事業者の割合, 未婚者割合の影響は同程度である。

論文1：看護倫理に関する教育的支援が看護学生のケア倫理的行動に与える影響

吉岡・金子：日本看護科学会誌, 41, 313-323, 2021.

全国の最終学年の看護学生4,930名に質問紙調査を実施し，ケアの倫理的行動に関する教育的支援を独立変数，ケアの倫理的行動に関する因子を従属変数とした重回帰分析を行っている。

「ケアの倫理的行動促進の教育的支援因子」	「看護学生版ケアの倫理的行動尺度」									
	【安全なケア提供】		【自己決定の尊重】		【個人情報保護】		【最善のケア提供】		【個人の尊厳尊重】	
	β	p	β	p	β	p	β	p	β	p
F1 【学生間でのケアの倫理的行動促進】										
76. 講義で学生間による自分で倫理的問題を解決するための支援										
75. 講義で学生間による倫理的問題の分析過程でのアドバイス										
78. 講義で学生間による倫理的問題の解決に向けて自律的に行動するためのアドバイス										
81. 講義で学生間による倫理的問題を解決する過程でのフィードバックやアドバイス										
74. 講義で学生間による倫理的問題に気づくための支援										
77. 講義で学生間による倫理的問題を解決する上での迅速な対応										
79. 講義で学生間による倫理的問題に対応できた成功体験の共有	.144	<.01*	.180	<.01*	.181	<.01*	.177	<.01*	.111	.001*
57. 実習で学生間による倫理的問題の解決に向けて自律的に行動するためのアドバイス										
61. 実習で学生間による倫理的問題を解決する上での内省			.149	<.01*	.155	<.01*	.107	.006*		
55. 実習で学生間による自分で倫理的問題を解決するための支援									.107	.002*
56. 実習で学生間による倫理的問題を解決する上での迅速な対応							.107	.004*		
53. 実習で学生間による倫理的問題の分析過程でのアドバイス										
54. 実習で学生間による倫理的行動の行動計画立案の支援	.098	.008*			.103	.005*				
59. 実習で学生間による倫理的問題に対応できなかった原因の振り返り	.104	.006*	.095	.011**						
52. 実習で学生間による倫理的問題に気づくための支援							.065	.049**		

- 「講義で学生間による倫理的問題に対応できた成功体験の共有」がすべての倫理的行動尺度において、最も影響を及ぼしている。
- 「安全なケア提供」に対する影響は、「成功体験の共有」，「対応できなかった原因の振り返り」，「行動計画案の支援」の順番で影響している。

Chapter.2 ロジスティック回帰分析

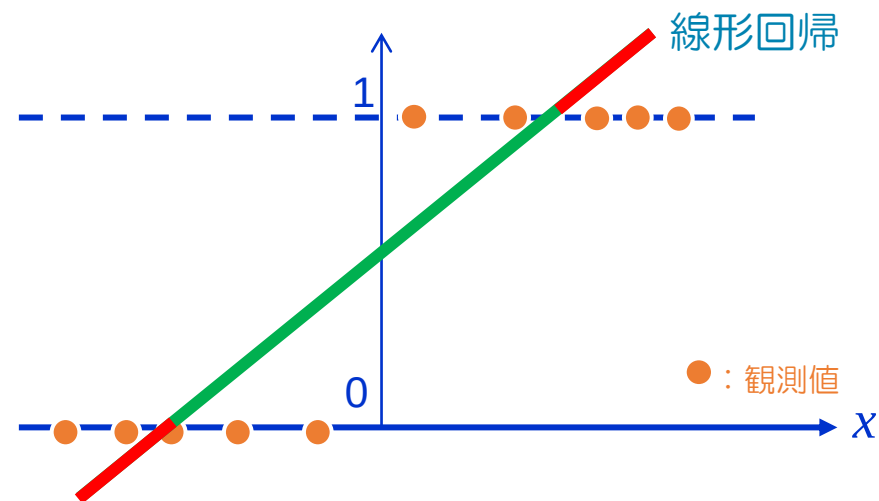
Logistic regression analysis

従属変数の種類によって回帰分析の名前は変わる

名前	従属変数の形式	例	係数の解釈
重回帰分析	量的	体脂肪率	回帰係数 (標準回帰係数)
ロジスティック回帰分析	2値	治療の成功/失敗	オッズ比
ー 名義ロジスティック	名義	疾患の種類	オッズ比
ー 比例オッズモデル	順序	疾患の進行程度	オッズ比
Poisson回帰分析	計数	ポリープの検出個数	率比
Cox比例ハザード・モデル	生存時間	がん患者の生存期間	ハザード比

- (偏)回帰係数は独立変数の尺度に依存する。そのため、重回帰分析では、すべての変数を標準化したもとで計算する回帰モデルの係数は標準(偏)回帰係数(標準化係数)と呼ばれる。標準(偏)回帰係数の絶対値の大きさを利用して、従属応答に対する各独立変数の影響を評価できる。
- ロジスティック回帰、Poisson回帰、Cox比例ハザード・モデルでは、指数関数 $A=\exp(\beta)$ を計算することで、それぞれ、オッズ比、率比、ハザード比を計算できる。それぞれの解釈は下記のとおり：
 - ・ **オッズ比**：変数 X が1上がると A 倍 $y=1$ になる(例： A 倍治療が成功する)。
 - ・ **率比**：変数 X が1上がると A 倍計数が上がる(例： A 倍ポリープが検出される)。
 - ・ **ハザード比**：変数 X が1上がると A 倍イベントリスクが高まる(例： A 倍死亡リスクがあがる)

ロジスティック回帰分析の動機

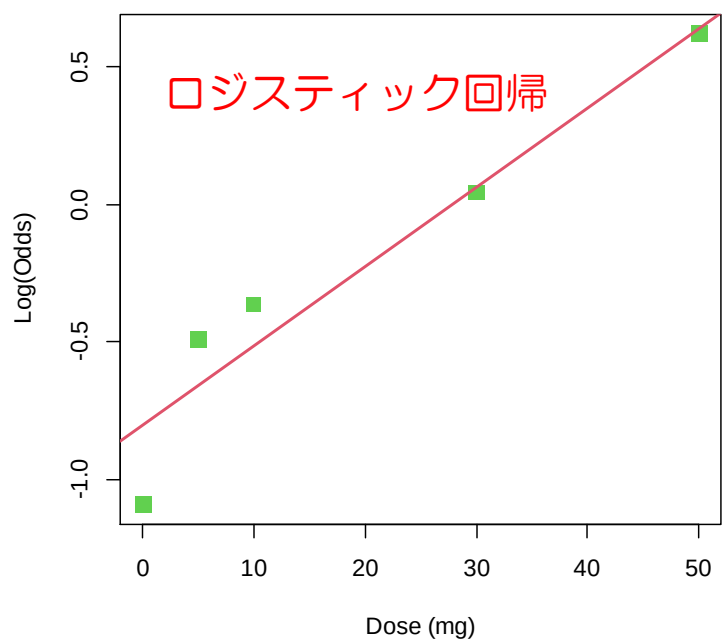


2値で与えられた従属変数に線形回帰分析を行うと. . .
→ 従属変数の確率が1を超えたり, 0を下回ってしまう(赤色の部分)

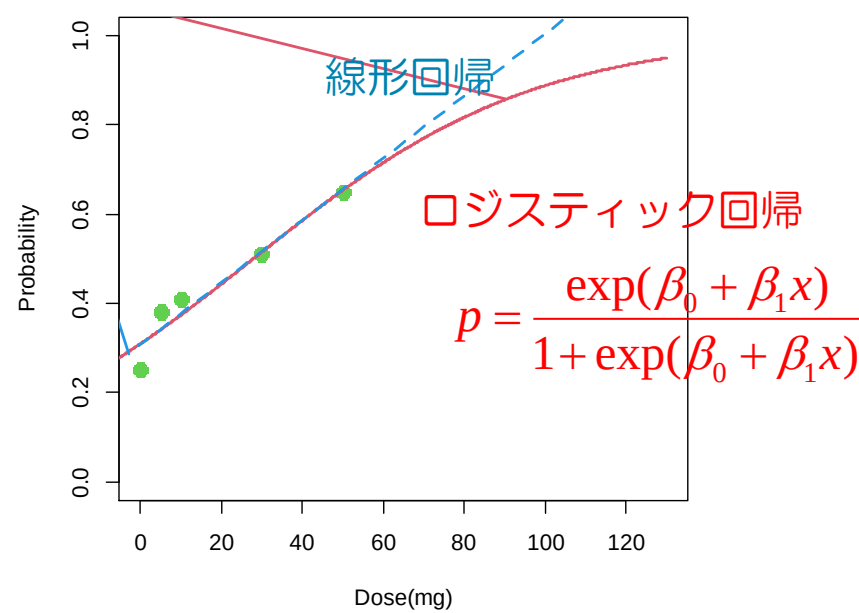
従属変数に対する対数オッズに対する線形モデルを考える

$$\log \frac{\Pr(y = 1)}{1 - \Pr(y = 1)} = \log \frac{p}{1 - p} = \beta_0 + \beta_1 x$$

薬剂量 (mg)	有効	無効	有効率
0	79	235	0.252
5	81	132	0.380
10	169	243	0.410
30	318	305	0.510
50	379	204	0.650



確率pに変換
→



ロジスティック回帰では, 対数オッズに対して直線を当てはめる(最小2乗法ではない点に注意).
確率pに変換した後に描かれる曲線のことを, ロジット曲線(ロジスティック曲線)という.

ロジスティック回帰分析における調整オッズ比 (1/2)

いま，消化器疾患により，手術を行う患者に対して，これまでの事前説明を行った群と，新たに作成された説明プログラムに基づいて説明(新説明)を行った群にランダムに分けて行った．そして，説明後の満足度について調査した．このとき，説明を行った説明者のキャリアについても考慮した．

キャリア	説明の種類	満足／不満足		
		満足(1)	不満足(0)	合計
10年以上(1)	新説明(1)	77	7	84
	既存説明(0)	65	18	83
	合計	142	25	167
10年未満(0)	新説明(1)	70	17	87
	既存説明(0)	60	27	87
	合計	130	44	174

(多重)ロジスティック回帰分析のモデルは

説明の満足度に対する対数オッズ

$\log \frac{p}{1-p}$

=

切片

β_0

+

回帰係数1

β_1

×

説明種類

x_1

既存説明：0
新説明：1

+

回帰係数2

β_2

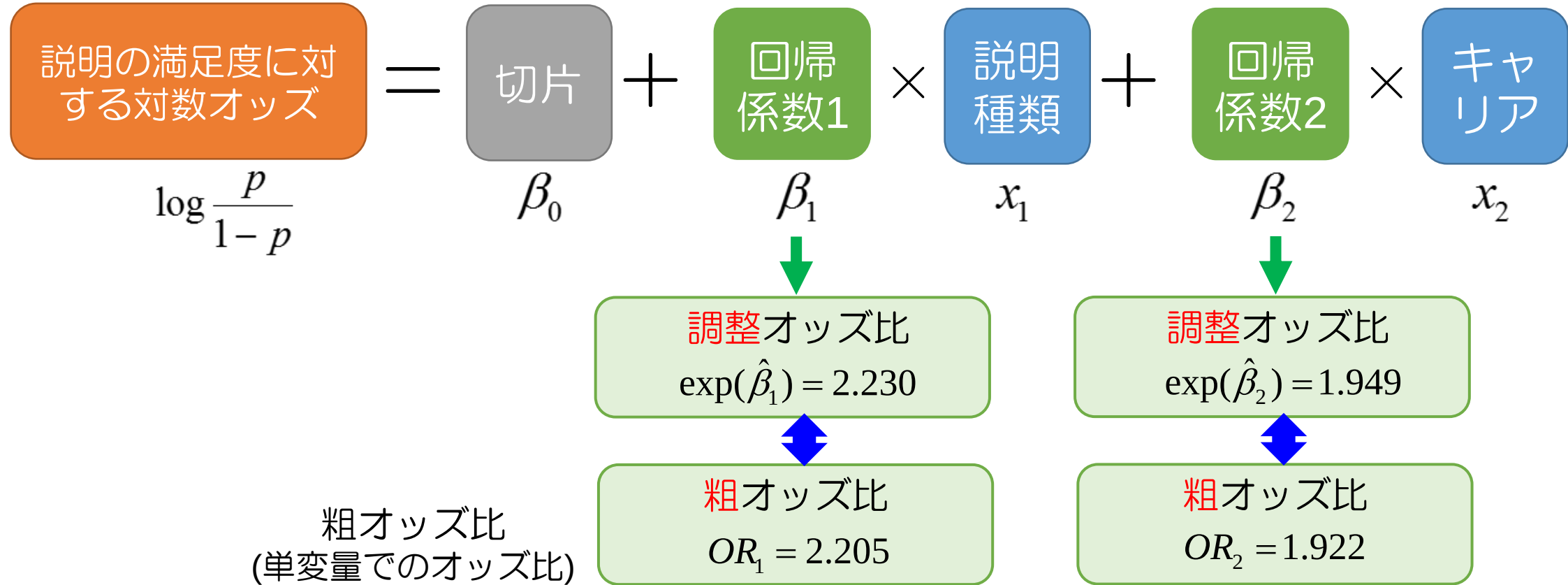
×

キャリア

x_2

10年未満：0
10年以上：1

ロジスティック回帰分析における調整オッズ比 (2/2)

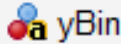


粗オッズ比は、他の要因(独立変数)を何も考慮しない。これに対して、調整オッズ比では、

- ・説明の種類のオッズ比で説明者のキャリアによる違いを考慮 (2.230倍 新説明に満足)
 - ・キャリアのオッズ比では説明の種類による違いを考慮 (1.922倍 10年以上の説明者の説明に満足)
- してオッズ比を計算している。

SPSSによるロジスティック回帰分析

412名の成人女性に対して、マンモグラフィに関するアンケート調査が実施された。

従属変数			独立変数				
	 yBin	 y	 認識度	 利点	 家族歴	 教育	 信頼度
1	0	0	1	7	0	1	1
2	0	0	2	11	0	1	2
3	0	0	1	8	1	1	2
4	1	1	1	11	0	1	2
5	1	2	0	7	0	1	2
6	0	0	1	7	0	1	2

- yBin**：マンモグラフィ検査経験あり(1)，検査経験なし(0)
- 認識度**：質問「症状がない限りマンモグラフィ検査の必要はない」：そう思わない(0)，そう思う(1),強くそう思う(2))
- 利点**：マンモグラフィ検査の利点に関する合計スコア(点数が低いほど利点に強く同意している)
- 家族歴**：乳がんの家族歴(あり(1)，なし(0))
- 教育**：乳がんに対する教育歴(あり(1)，なし(0))
- 信頼度**：質問「マンモグラフィは乳がんを見つける可能性があるか」：ない(0)，たまにある(1)，ある(2)

SPSS: 「分析」→「回帰」→「2項ロジスティック」を選ぶ

「yBin」を「従属変数」にドラッグ&ドロップ

「yBin」および「y」以外を「独立変数」にドラッグ&ドロップ

「方法」で「変数減少法：Wald」を選択する。

変数減少法：尤度比

OK 貼り付け(P) 戻す(R) キャンセル ヘルプ

ロジスティック回帰: 保存

予測値

☒ 確率(P)

☐ 所属グループ(G)

☐ てこ比の値(L)

☐ DfBeta(D)

残差

☐ 標準化されていない(U)

☐ ロジット(I)

☐ 逸脱(V)

モデル情報をXMLファイルにエクスポート(X)

☒ 共分散行列を含む(I)

参照(B)

続行(C) キャンセル ヘルプ

「確率」にチェックを入れる

「Hosmer-Lemeshowの適合度」にチェックを入れる

☐ 分類プロット(C)

☒ Hosmer-Lemeshowの適合度(H)

☐ 残差のケースごとの出力(W)

☐ 外れ値(O) 2 標準偏差以上(S)

☐ すべてのケース(A)

☐ ステップごと(E) ☐ 最後のステップ(L)

☐ 推定値の相関行列(R)

☐ 反復の記述(I)

☒ Exp(B)の信頼区間(X): 95 %

表示

ステップワイズにおける確率

投入(N): 0.05 除去(V): 0.10

分類のカットオフ(U): 0.5

最大反復回数(M): 20

☐ 複雑な分析または大きなデータセット向けのメモリを保持する(D)

☒ モデルに定数項を含む(S)

続行(C) キャンセル ヘルプ

「Exp(B)の信頼区間」にチェックを入れる

Note

- SPSSでは「方法」のなかに、「強制投入法」(変数選択なし), および「変数減少法」「増加法」のそれぞれに対して「条件付」「尤度比」「Wald」がある。「条件付」はSPSS独自のもので内容が不明なため推奨されない。
- 「一般化線形モデル」を用いてもロジスティック回帰分析を計算できる。

モデル係数のオムニバス検定

		カイ 2 乗	自由度	有意確率
ステップ 1	ステップ	91.084	5	<.001
	ブロック	91.084	5	<.001
	モデル	91.084	5	<.001
ステップ 2 ^a	ステップ	-2.174	1	.140
	ブロック	88.910	4	<.001
	モデル	88.910	4	<.001

a. 負のカイ 2 乗値は、カイ 2 乗値が前のステップから減少していることを示します。

- 「モデル係数のオムニバス検定」では、変数選択における各ステップでのモデル適合度を表している。
- ステップ1は変数選択が行われていないので、すべて同じになる。
- ブロックを定義していないので、「ブロック」と「モデル」は同じ。これらのp値(有意確率)は、Nullモデル(独立変数がない状況)と今回のモデルの適合度の違いを検定している。有意であれば、モデルに意味があることを意味する。
- ステップ2の「ステップ」は、ステップ1と比較した場合の「カイ乗値の差(カイ2乗)」およびカイ2乗検定を表しており、有意でなければ、この二つのモデル適合度に違いがあるとは言えないという判断(違いがあるとは言えないので変数が削除された)

モデルの要約

ステップ	-2 対数尤度	Cox-Snell R2 乗	Nagelkerke R2 乗
1	472.434 ^a	.198	.266
2	474.608 ^a	.194	.260

a. パラメータ推定値の変化が .001 未満であるため、反復回数 5 で推定が打ち切られました。

- Cox-Snell R²は、疑似R²(pseudo R square)と呼ばれているもので、線形回帰分析の寄与率と同じように評価するために開発された。
- ただし、Cox-Snell R²の上限は1ではない(1未満であり、従属変数の割合に依存して変化し、割合が高い場合には上限が小さくなる)。
- そのため、疑似R²を用いるのであれば、Cox-Snell R²の上限が1になるように調整したNagelkerke R²を用いることが推奨される。
- しかしながら、一般的にこの数字は低くなる傾向があり、線形回帰分析のような解釈はできない(複数のモデル適合度を比較検討する程度)。

Hosmer と Lemeshow の検定

ステップ	カイ 2 乗	自由度	有意確率
1	7.465	8	.487
2	6.180	8	.627

Hosmer-Lemeshow検定は、ロジスティック回帰モデルに対する適合度検定である。

帰無仮説 H_0 ：ロジスティック回帰モデルが適合している。
対立仮説 H_1 ：ロジスティック回帰モデルが適合していない。

Hosmer-Lemeshow検定は、カイ2乗検定のようなものだと考えるとわかりやすい。カイ2乗検定は、期待度数と観測度数の乖離度に基づいて検定される。Hosmer-Lemeshow検定では、期待度数をロジスティック回帰モデルから計算する方法であり、うまく適合できていれば、乖離度が小さくなるはずである。そのため、帰無仮説側が適合しているとみなすのである。

今回の場合には、p値(有意確率)は、0.627であるためm帰無仮説が受容される。したがって、ロジスティック回帰モデルが適合しないという根拠は得られない。

分類テーブル^a

			予測		正解の割合
			yBin		
	観測		0	1	
ステップ 1	yBin	0	169	65	72.2
		1	61	117	65.7
	全体のパーセント				69.4
ステップ 2	yBin	0	181	53	77.4
		1	68	110	61.8
	全体のパーセント				70.6

a. カットオフ値は .500 です

カットオフ値を0.5としたもとでの分類表である。正分類率70.6%であった。

Wald検定 (回帰係数に対する検定)のp値

- ここでのp値(有意確率)は、Wald検定での結果である。ちなみに、ロジスティック回帰分析での回帰係数に対する検定には、尤度比検定、Wald検定、スコア検定の3種類が存在する(SPSS以外のソフトを使っている場合には選択できるものもあるが、考え方の違いだけで優劣はとくに存在しない)。
- p値が0.05未満であれば、独立変数に意味がある(回帰係数が0でない)ことを意味する。
- 今回のデータでは、いずれの独立変数に対する回帰係数も有意であった。

		回帰係数	方程式中の変数				EXP(B) の 95% 信頼区間		
		B	標準誤差	Wald	自由度	有意確率	Exp(B)	下限	上限
ステップ 2 ^a	認知度	-.734	.133	30.393	1	<.001	.480	.370	.623
	利点	-.200	.058	11.961	1	<.001	.819	.731	.917
	家族歴	1.201	.372	10.412	1	.001	3.323	1.602	6.892
	教育	1.152	.398	8.395	1	.004	3.164	1.452	6.897
	定数	.768	.579	1.757	1	.185	2.155		

a. ステップ 1: 投入された変数 認知度, 利点, 家族歴, 教育, 信頼度

オッズ比および95%信頼区間

- Exp(B)は、オッズ比を表している (ロジスティック回帰分析において、回帰係数の指数値がオッズ比であるため)。
- このとき、「認知度」および「利点」は、それぞれ順序尺度、スケール(量的尺度)である。この場合の解釈は、「この変数の値が1増えたときのオッズ比の上昇」を意味する。「認知度」においては、点数によって係数を分ける方が良いかもしれない。この場合には、メニューで選択する(次ページ参照)。
- 本事例では、「教育」と「家族歴」がある場合に、マンモグラフィ検査を受けた人が3倍になることがわかった。

3水準以上のカテゴリカル変数(順序・名義尺度)の取り扱い

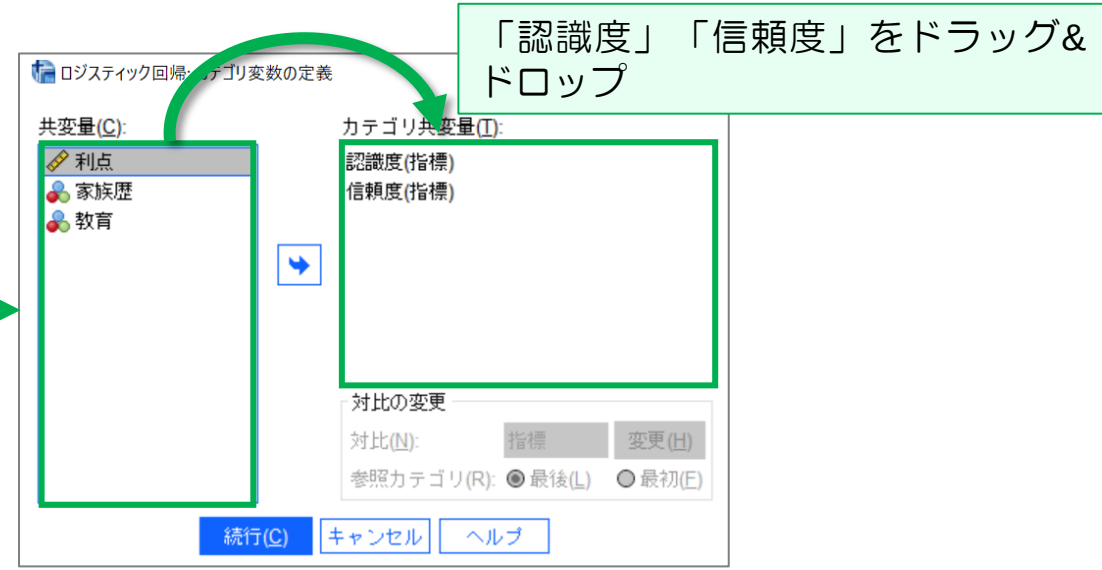
ある独立変数が3水準(A, B, C)が存在する場合, ロジスティック回帰モデルでは, 2個の変数で表現する

変数B カテゴリがBならば1, それ以外は0

変数C カテゴリがCならば1, それ以外は0

ロジスティック回帰モデル: $\log \frac{p}{1-p} =$ その他の独立変数 $+ \beta_B \times$ 変数B $+ \beta_C \times$ 変数C

水準Aの場合	0	0
水準Bの場合	1	0
水準Cの場合	0	1



		B	標準誤差	Wald	自由度	有意確率	Exp(B)	EXP(B) の 95% 信頼区間	
								下限	上限
ステップ 1 ^a	認識度			29.755	3	<.001			
	認識度(1)	1.704	.474	12.939	1	<.001	5.496	2.172	13.909
	認識度(2)	1.255	.470	7.123	1	.008	3.506	1.396	8.809
	認識度(3)	-.165	.558	.088	1	.767	.848	.284	2.532
	利点	-.185	.061	9.175	1	.002	.831	.737	.937
	家族歴	1.225	.391	9.838	1	.002	3.404	1.583	7.319
	教育	1.164	.403	8.337	1	.004	3.203	1.453	7.058
ステップ 2 ^a	信頼度			4.172	2	.124			
	信頼度(1)	.168	.652	.067	1	.796	1.183	.330	4.244
	信頼度(2)	-.556	.281	3.913	1	.048	.574	.331	.995
	定数	-1.043	.722	2.088	1	.148	.352		
	認識度			34.040	3	<.001			
	認識度(1)	1.802	.468	14.826	1	<.001	6.064	2.423	15.177
	認識度(2)	1.359	.466	8.507	1	.004	3.892	1.562	9.701
	認識度(3)	-.149	.556	.072	1	.789	.862	.290	2.562
	利点	-.196	.059	10.911	1	<.001	.822	.732	.923

変数選択ではもとの
変数ごと削除される

- ここで、認識度(1)、認識度(2)、認識度(3)は、認識度のカテゴリが括弧内の数字のときに1、それ以外の場合に0をとるダミー変数である。
- 「認識度」のみの記載のものは、独立変数(認識度)に対するWald検定を表している。すなわち、
帰無仮説 H_0 : 独立変数は不要である(認識度(1)～認識度(3)の回帰係数はともに0である)
対立仮説 H_a : 独立変数は不要である(認識度(1)～認識度(3)の回帰係数はいずれか or どちらも0でない)
を検定している。

適合度を評価するのに用いられるグラフ：ROC曲線

予測確率を利用^{*1}

	yBin	y	認識度	利点	家族歴	教育	信頼度	PRE_1
1	0	0	1	7	0	1	1	.44680
2	0	0	2	11	0	1	2	.14841
3	0	0	1	8	1	1	2	.68730
4	1	1	1	11	0	1	2	.26642
5	1	2	0	7	0	1	2	.62730

*1：SPSS以外のソフトでは、スコア(ロジスティック回帰の線形部分)を表示することもできる。ROC曲線は、どちらで書いても同じ。

$\hat{p}_n, n = 1, 2, \dots, N$

予測確率 $\hat{p}_n$ を小さい順に並べ替えたものを $\hat{p}_{(n)}$ とする。任意のカットオフ値 c_n に対して、次のようなクロス集計表を考える。

	y=1	y=0
$\geq c_1$	a_1	b_1
$< c_1$	c_1	d_1

	y=1	y=0
$\geq c_2$	a_2	b_2
$< c_2$	c_2	d_2

...

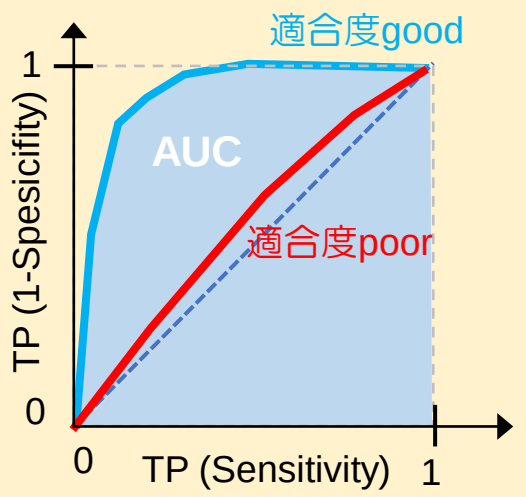
	y=1	y=0
$\geq c_N$	a_N	b_N
$< c_N$	c_N	d_N

次式を計算： $TP_n = \frac{a_n}{a_n + c_n}$, $FP_n = \frac{b_n}{b_n + d_n}$

TPをX軸，FPをY軸にプロットしたものがROC曲線である。

ROC曲線は座標(0,1)に近い形状ほど適合度が高いことを意味する。

そのため，ROC曲線の曲線下面積AUC(青色の面積)を適合度の指標に用いることが多い。



SPSSにおける曲線下面積の計算

SPSS: 「分析」 → 「分類」 → 「ROC曲線」 を選ぶ

「ROC曲線」および「標準誤差と信頼区間」にチェックを入れる

「予測確率」を「検定変数」にドラッグ&ドロップ

「yBin」を「状態変数」にドラッグ&ドロップ

「状態変数の値」に「1」を入力

表示

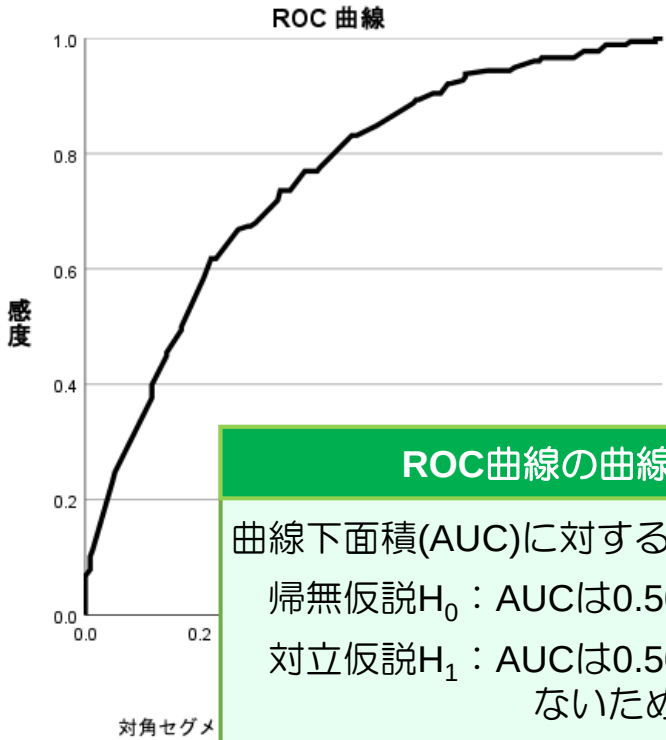
- ☒ ROC 曲線(U)
- ☐ 対角参照線(W)
- ☒ 標準誤差と信頼区間(E)
- ☐ ROC 曲線の座標点(C)

検定変数(D): 予測確率 [PRE_1]

状態変数(S): yBin

状態変数の値(V): 1

OK 貼り付け(P) 戻す(R) キャンセル ヘルプ



ROC曲線の曲線下面積および検定

曲線下面積(AUC)に対する検定では、
帰無仮説 H_0 : AUCは0.50である。
対立仮説 H_1 : AUCは0.50でない(AUCは0.50を下回らないため0.50を上回る).
を検定している。

曲線の下領域積

検定結果変数: 予測確率

面積	標準誤差 ^a	漸近有意確率 ^b	漸近 95% 信頼区間	
			下限	上限
.760	.024	.000	.714	.806

検定結果変数: 予測確率 は、正の実際の状態グループと負の実際の状態グループとの間に少なくとも1つの同一値を持ちます。統計量に偏りがあります。

a. ノンパラメトリックの仮定のもとで

b. 帰無仮説: 真の面積 = 0.5

AUCが0.760であり、p値が0.05を下回っていることから、予測確度が

看護系論文におけるロジスティック回帰分析の実践

看護師における新型コロナウイルス感染症(COVID-19)パンデミックの心理的影響

Mohammed, A.M. : Japan Journal of Nursing Science, 18(3),10-20, 2021.

オマーンにおける看護師がCOVID-19パンデミックによるメンタルヘルス関連の有病率とその要因について、看護師1,130人について記述的疫学調査が行われた。

ロジスティック回帰分析では、解釈の都合上、連続変数をカテゴリ化することが多い。

	うつ状態		不安		ストレス		睡眠障害	
	Depression OR (95% CI)	p	Anxiety OR (95% CI)	p	Stress OR (95% CI)	p	Sleep OR (95% CI)	p
Gender								
Male	Ref							
Female	1.029 (0.662–1.599)	.9	1.029 (0.663–1.597)	.9	1.037 (0.632–1.701)	.8	1.013 (0.653–1.57)	.6
Age								
More than 50	Ref							
22–30	6.496 (2.464–17.12)	.00	7.987 (3.099–20.59)	.00	8.929 (3.333–23.92)	.00	6.404 (2.573–15.93)	.00
31–40	3.438 (1.424–8.299)	.01	3.673 (1.565–8.621)	.01	3.205 (1.410–7.286)	.01	3.416 (1.515–7.703)	.00
41–50	1.778 (0.776–4.077)	.17	1.497 (0.673–3.331)	.32	1.625 (0.755–3.499)	.21	2.207 (1.028–4.739)	.04
Marital status								
Married	Ref							
Single	1.569 (1.068–2.306)	.02	1.955 (1.319–2.896)	.00	1.554 (0.934–2.583)	.09	0.526 (0.173–1.601)	.00
Others	1.521 (0.570–4.062)	.40	1.130 (0.416–3.071)	.81	0.800 (0.266–2.408)	.69	1.267 (0.388–4.131)	.36

いずれの疾患も性差は認められない。

若年層ほど有病リスクが高い(40歳台未満は有意差あり)

ストレス以外は未婚者のほうが有病リスクが有意に高い

50代以上に比べて何倍の有病リスクがあるかを表している。

既婚者に比べて何倍の有病リスクがあるかを表している

	Depression		Anxiety		Stress		Sleep	
	OR (95% CI)	<i>p</i>	OR (95% CI)	<i>p</i>	OR (95% CI)	<i>p</i>	OR (95% CI)	<i>p</i>
Working in								
Primary care	Ref							
Hospitals	0.870 (0.655–1.156)	.34	0.886 (0.667–1.176)	.4	0.957 (0.692–1.323)	.79	1.052 (0.789–1.402)	.73
Years of experience								
>20	Ref							
<2	0.277 (0.128–0.597)	.00	0.168 (0.077–0.367)	.00	0.363 (0.159–0.829)	.02	0.253 (0.119–0.54)	.00
3–5	0.322 (0.161–0.643)	.00	0.412 (0.207–0.818)	.01	0.556 (0.266–1.163)	.12	0.345 (0.176–0.676)	.00
6–10	0.387 (0.209–0.716)	.00	0.377 (0.204–0.698)	.00	0.569 (0.299–1.082)	.09	0.61 (0.336–1.109)	.10
11–15	0.615 (0.338–1.118)	.11	0.608 (0.334–1.105)	.10	0.687 (0.368–1.282)	.24	0.624 (0.349–1.118)	.11
15–20	0.826 (0.460–1.481)	.52	0.776 (0.432–1.394)	.40	0.895 (0.479–1.672)	.73	1.389 (0.775–2.489)	.27
Comorbidities								
None	Ref							
Yes	1.490 (1.048–2.118)	.03	2.107 (1.471–3.018)	.00	1.603 (1.026–2.504)	.04	1.678 (1.153–2.443)	.00
Families or relatives suspected or confirmed								
No	Ref							
Yes	1.074 (0.782–1.473)	.66	1.062 (0.773–1.458)	.71	1.265 (0.854–1.873)	.24	1.393 (0.999–1.943)	.05
Are you confirmed re COVID-19?								
No	Ref							
Yes	1.024 (0.604–1.737)	.93	1.157 (0.682–1.965)	.59	0.913 (0.491–1.698)	.77	0.932 (0.536–1.619)	.80
Contacting confirmed OR suspected COVID-19 patient in workplace								
Non-frontline	Ref							
Frontline	1.553 (1.117–2.158)	.01	1.453 (1.052–2.008)	.02	1.535 (1.082–2.179)	.02	1.541 (1.118–2.124)	.00

就業先のカテゴリ(クリニック／病院)による影響は認められない

経験年数が短いほど有病リスクが少ない (年齢と矛盾している!!)

併存疾患があるほど有病リスクが高い

自身あるいは家族にCOVID-19が疑われたことは有病リスクにはあまり影響しない

職場でCOVID-19陽性患者との接触は有病リスクを高める



Thank you for your kind attention

shimokaw@wakayama-med.ac.jp



toshibow2000@gmail.com