

身体動作の異常値検知問題における CHI-FS評価関数の信頼性の検証

森 雅也¹, 秋月 拓磨², 高橋 弘毅³, 大前 佑斗⁴

1: 東京工業高等専門学校 電気工学科 本科5年生

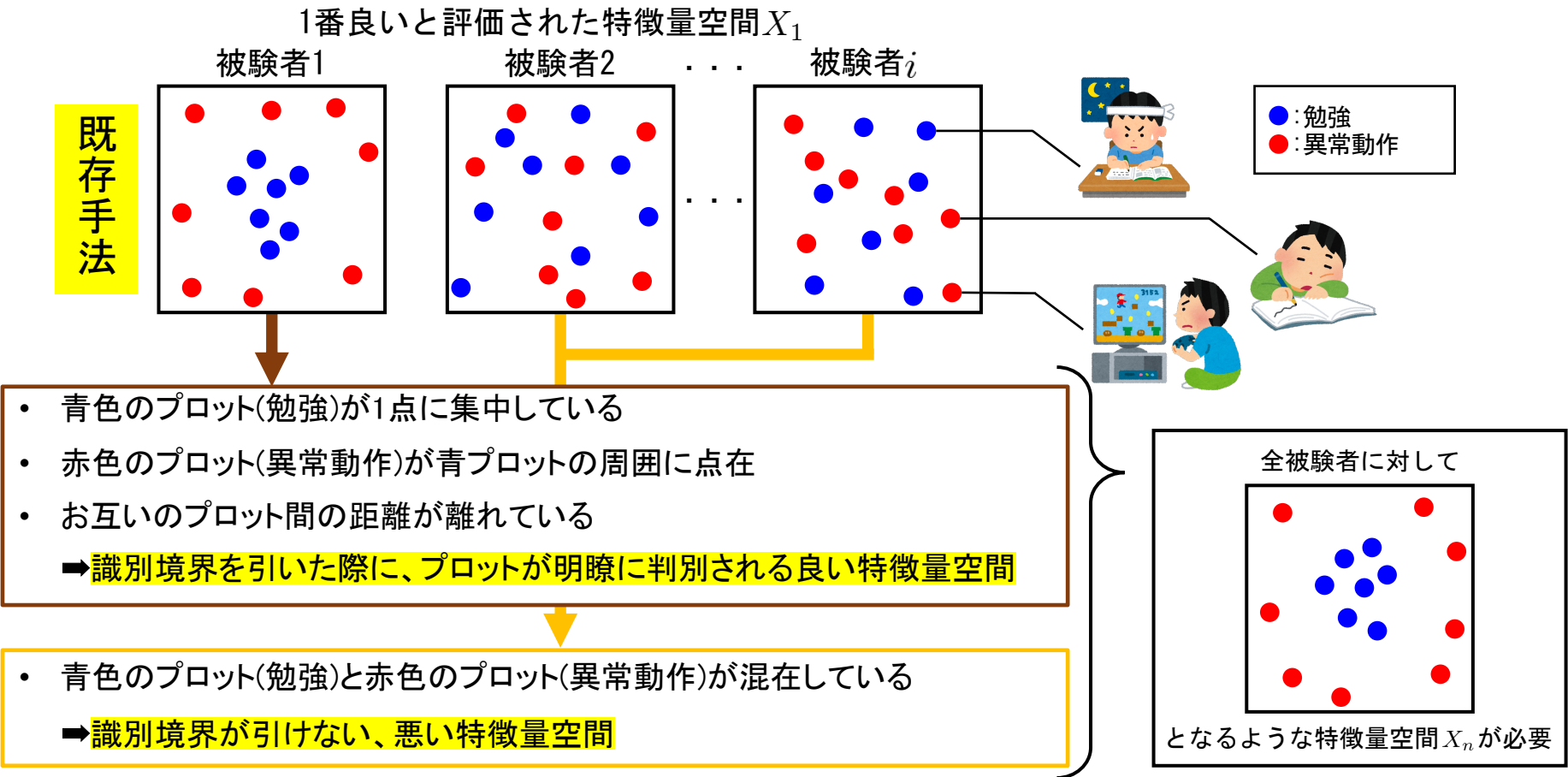
2: 豊橋技術科学大学

3: 長岡技術科学大学

4: 東京工業高等専門学校

背景・目的

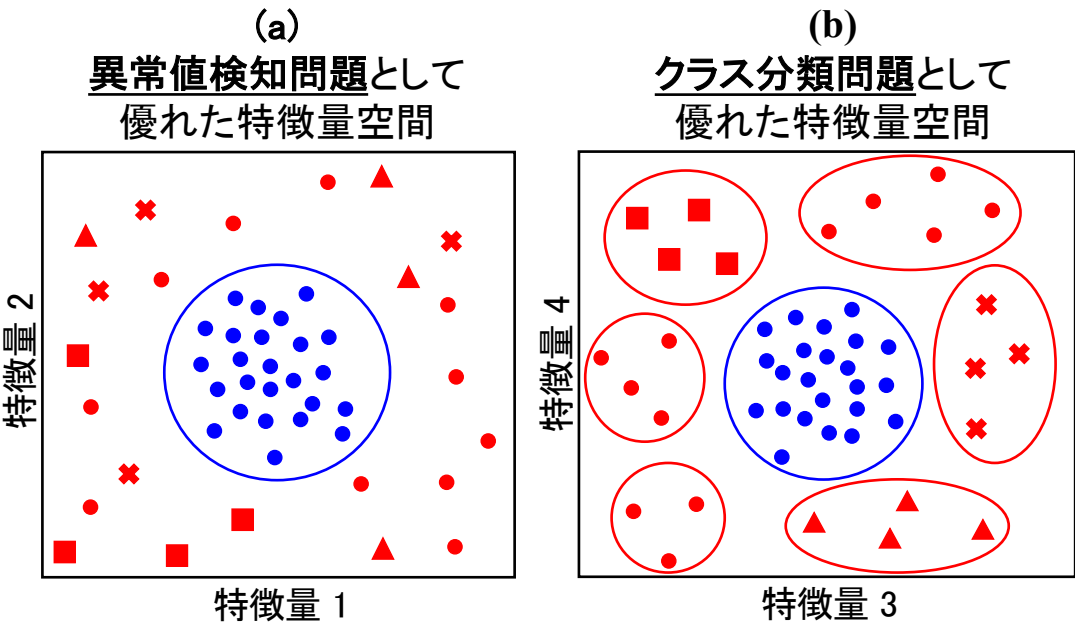
- 近年、慣性センサと機械学習を併用した身体動作判定の研究が多数存在[1][2]
- 身体動作は個人差を保有しており、機械学習の既存手法[3][4]は個人差が考慮されていない
- 身体動作判定を行うためには、個人差が考慮された機械学習の評価関数が必要



特定個人のみならず、**多くの人に対して良い**といえるような特徴量空間を良いと判断できるような特徴量空間評価関数 (**CHI-FS評価関数**) を提案

[1] Khan, A. M., Lee, Y. K., Lee, S. Y., Kim, T. S., "A Triaxial Accelerometer-Based Physical-Activity Recognition via Augmented-Signal Features and a Hierarchical Recognizer", IEEE transactions on information technology in biomedicine, 14(5), pp.1166-1172, 2010.
[2] Omae, Y., Kon, Y., Kobayashi, M., Sakai, K., Shionoya, A., Takahashi, H., Akiduki, T., Nakai, K., Ezaki, N., Sakurai, Y., Miyaji, C., "Swimming Style Classification Based on Ensemble Learning and Adaptive Feature Value by Using Inertial Measurement Unit", Journal of Advanced Computational Intelligence and Intelligent Informatics, 21(4), pp.616-631, 2017.
[3] 荒木雅弘, "フリーストでつくる音声認識システム: パターン認識・機械学習の初歩から対話システムまで", 森北出版, 2007.
[4] Chen, X. W., Jong, C. J., "Minimum Reference Set Based Feature Selection for Small Sample Classifications", The 24th International Conference on Machine Learning, pp.153-160, 2007.

提案手法の適用範囲



異常値検知問題(a):
検出したい身体動作を正常、それ以外を異常とし、いずれかを自動判定する問題

クラス分類問題(b):
様々な身体動作を個別のクラスとみなし、それらを判定する問題

凡 例

- : 勉強 (正常)
- ✕: 居眠り (異常1)
- ▲: ゲーム (異常2)
- : スマートフォンの利用 (異常3)
- : その他さまざまな異常動作 (異常n)



クラス分類問題✕ 異常値検知問題◎

- クラス分類問題として優れた特徴量空間を探索するのは難しい。
- 正常か異常かの2択の場合は、異常を細かく分類する必要がない。

本研究では、**異常値検知問題**において多くの被験者に優れた空間を探索するための手法を提案する。

CHI-FS評価関数

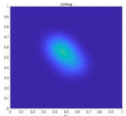
初めに、ある被験者*i*における特徴量空間 $\langle x_n, x_m \rangle$ の空間評価を行う。

重複関数

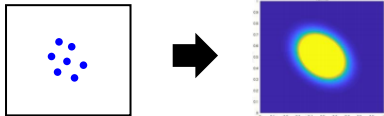
$$D^i(x_n, x_m) = P_{c=\text{nor}}^i(x_n, x_m) \times P_{c=\text{ano}}^i(x_n, x_m)$$

※ nor ... 正常クラス
ano ... 異常クラス
i ... 被験者*i* 人目

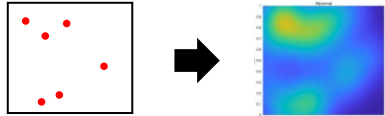
• 正常(nor)、異常(ano)データが同時に発生する箇所を算出
→ 重複関数とする



• 正常動作(nor)はプロットが1点に集中すると想定
→ 多変量正規分布を使用

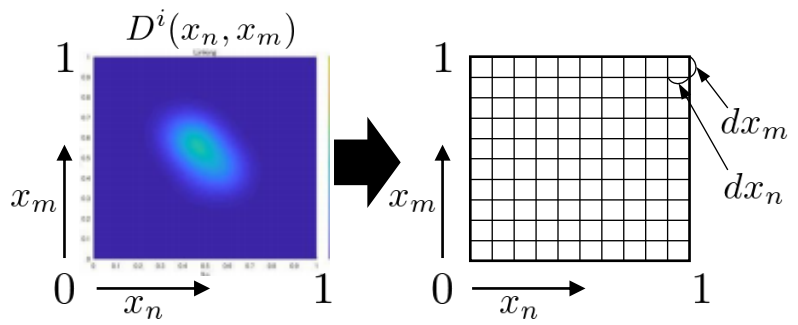


• 異常動作(ano)はプロットが外側に生起すると想定
→ 多変量カーネル分布を使用



誤分類危険度

$$I^i(x_n, x_m) = \int_0^1 \int_0^1 D^i(x_n, x_m) dx_n dx_m$$



微小体積を算出し、全て足し合わせる

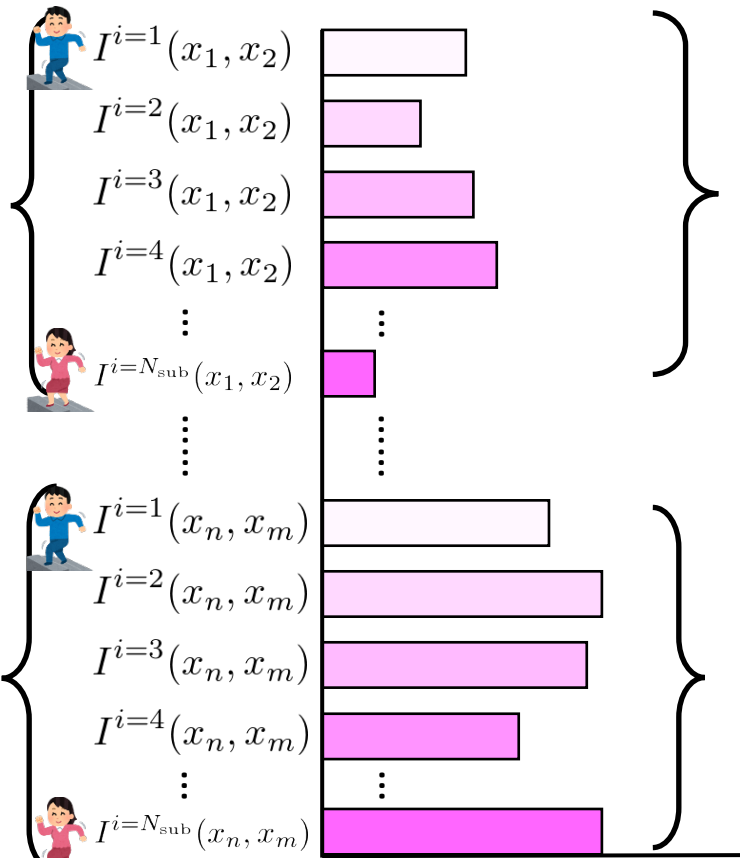
重複関数を多重積分することによって、**1次元の実数値(誤分類危険度)**を得る
※誤分類危険度は値が**小さいほど良い**

CHI-FS評価関数

特徴量空間1

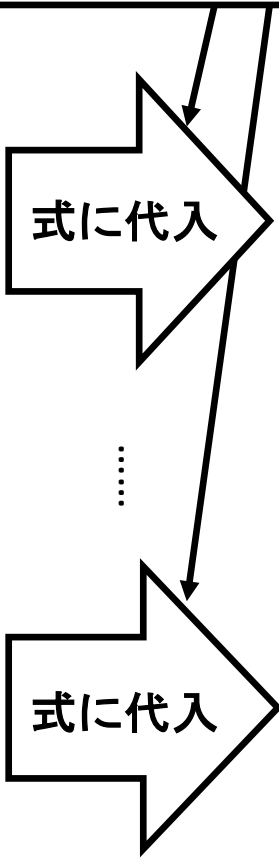
特徴量空間X

各被験者



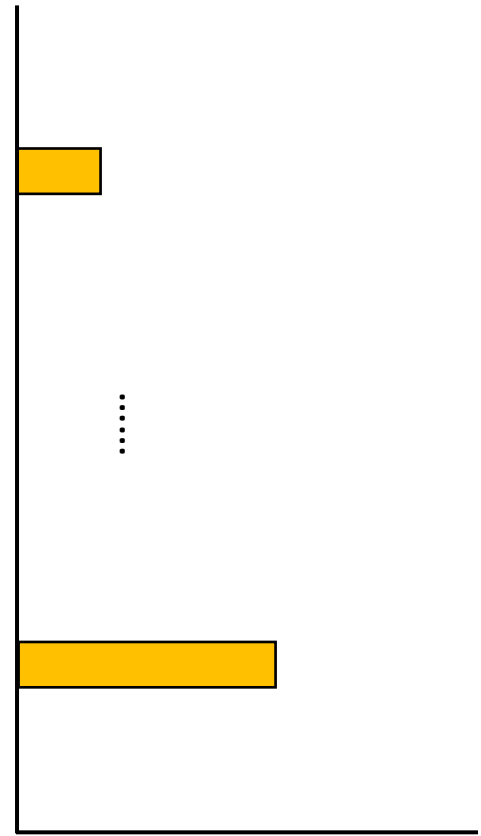
個人の誤分類危険度

$$t(x_u, x_v) = \alpha \underbrace{\text{mean}\{I(x_u, x_v)\}'}_{\text{全員の誤分類危険度の平均}} + \beta \underbrace{\text{std}\{I(x_u, x_v)\}'}_{\text{全員の誤分類危険度の標準偏差}}$$



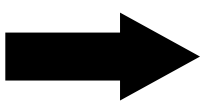
特徴量空間1

特徴量空間N



評価関数の値

評価関数の値が**1番小さい**時の特徴量空間を最適とする
($(x^{\text{opt1}}, x^{\text{opt2}}) = \arg \min_{x_u, x_v} [t(x_u, x_v)]$)



実験1 : ダミーデータによる既存手法との**比較**
実験2 : 実データによる**有効性の検証**

実験1.ダミーデータによる既存手法との比較:実験目的と概要

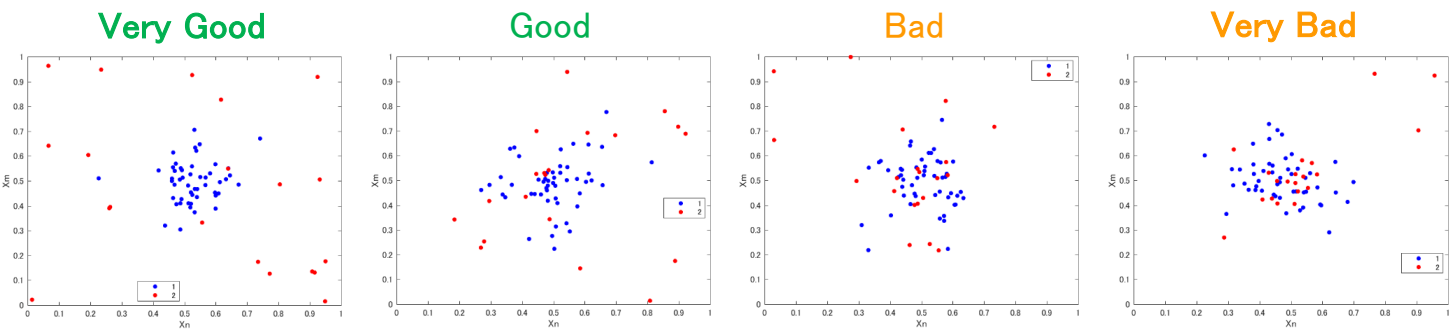
実験目的

既存の特徴量空間評価関数よりも、個人差に対するロバスト性が考慮された特徴量空間を選出できるのか、検証する。

既存手法：クラス内分散・クラス間分散比[5], Minimum Referenses Set(MRS)[6]

実験概要

提案手法の有効性を検証するため、4パターンのダミーデータを生成



特徴量空間	正常データ (50 plot)	異常データ (20 plot)
Very Good	Mean=(0.5, 0.5), Std=(0.1, 0.1), Cov=(0, 0)の2変量正規分布に従う乱数	Mean ± 1 Std 以内に0プロット存在する一様乱数
Good		Mean ± 1 Std 以内に5プロット存在する一様乱数
Bad		Mean ± 1 Std 以内に10プロット存在する一様乱数
Very Bad		Mean ± 1 Std 以内に15プロット存在する一様乱数

[5]荒木雅弘, ``フリーソフトでつくる音声認識システム: パターン認識・機械学習の初歩から対話システムまで'', 森北出版, 2007.
[6] Chen, X. W., Jong, C. J., "Minimum Reference Set Based Feature Selection for Small Sample Classifications", The 24th International Conference on Machine Learning, pp.153-160, 2007.

実験1.ダミーデータによる既存手法との比較:結果と考察

Case	Subjects					提案手法	クラス内分散 クラス間分散比	MRS
	Subject 1	Subject 2	Subject 3	Subject 4	Subject 5			
01	Very Good	Very Good	Very Good	Very Good	Very Good	1	3	1
02	Good	Good	Good	Good	Good	3	11	6
03	Bad	Bad	Bad	Bad	Bad	7	8	14
04	Very Bad	Very Bad	Very Bad	Very Bad	Very Bad	12	12	7
05	Very Good	Very Good	Very Good	Good	Good	2	9	2
				Bad	Bad	4	2	4
				Very Bad	Very Bad	10	10	5
				Very Good	Very Good	11	14	13
09	Very Bad	Very Bad	Very Bad	Good	Good	5	10	9
10	Very Bad	Very Bad	Very Bad	Bad	Bad	13	13	1
11	Good	Good	Good	Bad	Bad	5	10	9
12	Bad	Bad	Bad	Good	Good	6	6	10
13	Very Good	Good	Bad	Very Bad	Good	9	5	8
14	Very Good	Good	Bad	Very Bad	Bad	8	4	12

被験者2に対して、case02の特徴量空間の異常・正常データの分布が『Good』であったことを意味する。

MRSの場合、case01の特徴量空間が1番良いと評価されたことを意味する。

実験1.ダミーデータによる既存手法との比較:結果と考察

Case	Subjects					提案手法	既存手法	
	Subject 1	Subject 2	Subject 3	Subject 4	Subject 5		クラス内分散 クラス間分散比	MRS
01	Very Good	Very Good	Very Good	Very Good	Very Good	1	3	1
02	Good	Good	Good	Good	Good	3	11	6
03	Bad	Bad	Bad	Bad	Bad	7	8	14
04	Very Bad	Very Bad	Very Bad	Very Bad	Very Bad	12	12	7
05	Very Good	Very Good	Very Good	Good	Good	2	9	2
06	Very Good	Very Good	Very Good	Bad	Bad	4	2	4
07	Very Good	Very Good	Very Good	Very Bad	Very Bad	10	10	5
08	Very Bad	Very Bad	Very Bad	Very Good	Very Good	11	14	13
09	Very Bad	Very Bad	Very Bad	Good	Good	14	1	11
10	Very Bad	Very Bad	Very Bad	Bad	Bad	13	7	9
11	Good	Good	Good	Bad	Bad	5	13	3
12	Bad	Bad	Bad	Good	Good	6	6	10
13	Very Good	Good	Bad	Very Bad	Good	9	5	8
14	Very Good	Good	Bad	Very Bad	Bad	8	4	12

既存手法:

- クラス内分散・クラス間分散比では望む結果が得られなかった。
➡ 異常値検知問題では適用できない。
- MRSの場合、1位・2位は望む結果が得られているが、3位以降から✖
➡ 個人差が考慮されていない。

実験1.ダミーデータによる既存手法との比較：結果と考察

Case	Subjects					提案手法	既存手法	
	Subject 1	Subject 2	Subject 3	Subject 4	Subject 5		クラス内分散 クラス間分散比	MRS
01	Very Good	Very Good	Very Good	Very Good	Very Good	1	3	1
02	Good	Good	Good	Good	Good	3	11	6
03	Bad	Bad	Bad	Bad	Bad	7	8	14
04	Very Bad	Very Bad	Very Bad	Very Bad	Very Bad	12	12	7
05	Very Good	Very Good	Very Good	Good	Good	2	9	2
06	Very Good	Very Good	Very Good	Bad	Bad	4	2	4
07	Very Good	Very Good	Very Good	Very Bad	Very Bad	10	10	5
08	Very Bad	Very Bad	Very Bad	Very Good	Very Good	11	14	13
09	Very Bad	Very Bad	Very Bad	Good	Good	14	1	11
10	Very Bad	Very Bad	Very Bad	Bad	Bad	13	7	9
11	Good	Good	Good	Bad	Bad	5	13	3
12	Bad	Bad	Bad	Good	Good	6	6	10
13	Very Good	Good	Bad	Very Bad	Good	9	5	8
14	Very Good	Good	Bad	Very Bad	Bad	8	4	12

提案手法：

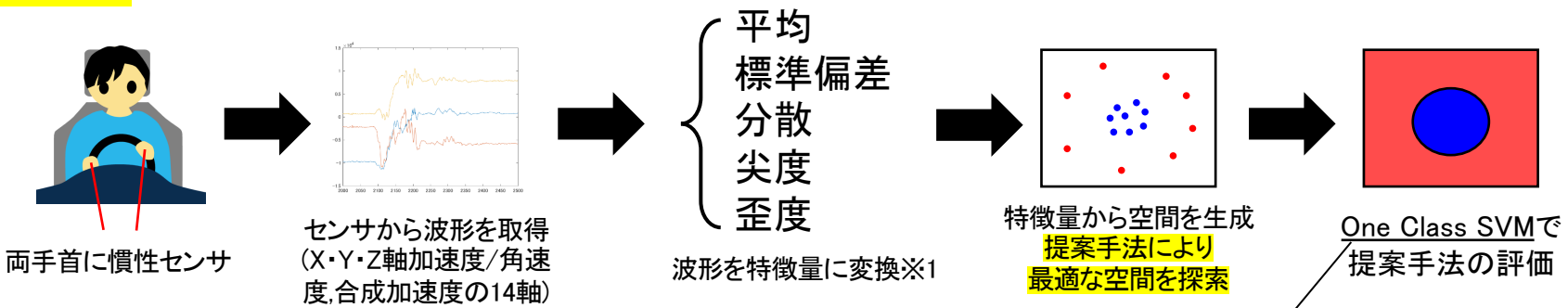
- 1位から5位まで望む結果が得られている。
- Case07の特徴量空間は10位、Case11の特徴量空間は5位と評価
➡ 特定個人のみならず、多くの人に対して良いといえるような空間を選択

実験2. 実データによる有効性の検証: 実験目的と概要

検証課題

自動車運転時における漫然 (ぼんやりしている)状態を両手首に付けた慣性センサから機械学習を用いることによって自動検出を行う

検証方法



分類器の1つ
これにより識別境界を引き、テストデータによって各被験者の特徴量空間のF値※2を算出する

※1 使用する特徴量は長澤ら[7]に則り、左右手首の3軸加速度・角速度、合成加速度の動的変化量における平均・標準偏差・分散・尖度・歪度の組み合わせ、計70個とした。
全70種の特徴量から構築可能な全空間(2415空間)構築した。

※2 F値…予測結果の評価尺度の一つ。0に近いほど精度が悪く,1に近いほど精度が良い。

[7]長澤潤, 秋月拓磨, 神尾郁好, 高橋弘毅, 大前佑斗, 章忠, “生理・身体情報を用いたドライバ状態検出手法の検討”, 自動制御連合講演会講演論文集, 2017.

実験2. 実データによる有効性の検証：結果と考察

分類	F値(個別被験者)※					CHI-FS Index	F値の平均
	Sub 1	Sub 2	Sub 3	Sub 4	Sub 5		
評価値 最上位3種	.846	.076	.381	.528	.485	.0056	.463
	.488	.572	.694	.167	.439	.0060	.472
	.241	.517	.527	.264	.496	.0061	.409
評価値 0.10付近	.000	.047	.267	.288	.549	.1001	.230
	.000	.503	.117	.604	.446	.1002	.334
	.417	.016	.414	.076	.043	.1006	.193
評価値 0.20付近	.000	.000	.006	.211	.310	.2000	.105
	.000					.2002	.040
	.491					.2031	.267
評価値 最下位3種	.284	.000	.000	.146	.064	.6251	.099
	.283	.031	.003	.088	.279	.7340	.137
	.000	.000	.000	.123	.104	.9316	.045

評価値が2番目に良い特徴量空間における被験者2のF値が.572である。

実験2. 実データによる有効性の検証：結果と考察

分類	F値(個別被験者)※					CHI-FS Index	F値の平均
	Sub 1	Sub 2	Sub 3	Sub 4	Sub 5		
評価値 最上位3種	.846	.076	.381	.528	.485	.0056	.463
	.488	.572	.694	.167	.439	.0060	.472
	.241	.515	.527	.264	.496	.0061	.409
評価値 0.10付近	.000	.047	.267	.288	.549	.1001	.230
	.000	.503	.117	.604	.446	.1002	.334
	.417	.016	.414	.076	.043	.1006	.193
評価値 0.20付近	.000	.000	.006	.211	.310	.2000	.105
	.000	.000	.008	.168	.022	.2002	.040
	.491	.016	.057	.494	.280	.2031	.267
評価値 最下位3種	.284	.000	.000	.146	.064	.6251	.099
	.283	.031	.003	.088	.279	.7340	.137
	.000	.000	.000	.123	.104	.9316	.045

評価値最上位3種

- 多くの人に対して有効な特徴量空間を上位に取れてきている。
- 特に評価値.0060の場合は、Sub 4以外の被験者のF値が.400以上となっている。
- F値の平均が.400以上。

※ F値…予測結果の評価尺度の一つ。0に近いほど精度が悪く,1に近いほど精度が良い。

実験2. 実データによる有効性の検証：結果と考察

分類	F値(個別被験者)※					CHI-FS Index	F値の平均
	Sub 1	Sub 2	Sub 3	Sub 4	Sub 5		
評価値 最上位3種	.846	.076	.381	.528	.485	.0056	.463
	.488	.572	.694	.167	.439	.0060	.472
	.241	.515	.527	.264	.496	.0061	.409
評価値 0.10付近	.000	.047	.267	.288	.549	.1001	.230
	.000	.503	.117	.604	.446	.1002	.334
	.417	.016	.414	.076	.043	.1006	.193
評価値 0.20付近	.000	.000	.006	.211	.310	.2000	.105
	.000	.000	.008	.168	.022	.2002	.040
	.491	.016	.057	.494	.280	.2031	.267
評価値 最下位3種	.284	.000	.000	.146	.064	.6251	.099
	.283	.031	.003	.088	.279	.7340	.137
	.000	.000	.000	.123	.104	.9316	.045

その他

- 評価値が大きくなるにつれ、被験者のF値が全体的に低くなっている。
- 特に評価値0.20付近・最下位3種は、F値が.400を上回る被験者が0人の場合もある。
- F値の平均は.400未満。

※ F値…予測結果の評価尺度の一つ。0に近いほど精度が悪く,1に近いほど精度が良い。

まとめ

先行研究における課題:

- 既存の特徴量空間評価関数には、身体動作の個人差が考慮されていない。
- 多くの被験者に高精度の身体動作判別(教師あり学習)を実現できる保証がない。

研究目的:

特定個人のみならず、多くの人に対して良いといえるような特徴量空間を良いと判断できる特徴量空間評価関数を考案した。 ➡ 誰に対しても精度を発揮する機械学習の実現

提案手法の手続き:

- [手続き1] ある特徴量空間における1人の正常・異常データのプロットから、2つの確率密度関数を求める
- [手続き2] 正常・異常の確率密度関数を掛け合わせて、重複関数を求める
- [手続き3] 重複関数を2重積分して、ある特徴量空間における1人の誤分類危険度を求める
- [手続き4] 特徴量空間毎に、全被験者の誤分類危険度を考案した評価関数に代入し、1次元の実数を求める
- [手続き5] 求めた1次元の実数を順位付けし、1番小さかった時の特徴量空間を最適な空間だと定義する

信頼性と有効性の検証実験:

- 『実験1. ダミーデータにおける既存手法との比較』により既存手法より優れていることを実証
(→ クラス内分散・クラス間分散比、MRS法との比較)
- 『実験2. 実データにおける提案手法の有効性評価』により提案手法の信頼性を確認
(→ 手首慣性センサによる漫然状態の異常検出)

今後の課題:

- 今後はより様々な事例でCHI-FS評価関数を適用していく。
- 2次元ではなく高次の特徴量空間を対象としていくことで、より精緻な信頼性の検証を行っていきたい。

結果

分類	選出された2次元特徴量空間						CHI-FS Index	F値の平均
	特徴量1			特徴量2				
	装着位置	軸成分	特徴量	装着位置	軸成分	特徴量		
評価値 最上位10種	右手首	Y軸角速度	標準偏差	左手首	X軸加速度	尖度	.0056	.463
	右手首	X軸角速度	標準偏差	右手首	3軸加速度	標準偏差	.0060	.472
	右手首	3軸加速度	標準偏差	左手首	Z軸加速度	尖度	.0061	.409
	右手首	X軸角速度	標準偏差	左手首	Z軸加速度	尖度	.0062	.353
	右手首	X軸角速度	標準偏差	左手首	X軸加速度	尖度	.0063	.506
	左手首	Z軸加速度	標準偏差	右手首	3軸加速度	標準偏差	.0063	.429
	右手首	X軸角速度	標準偏差	左手首	Z軸角速度	標準偏差	.0064	.414
	右手首	3軸加速度	標準偏差	左手首	X軸加速度	尖度	.0069	.387
	右手首	X軸角速度	標準偏差	左手首	X軸加速度	歪度	.0070	.444
	右手首	X軸角速度	標準偏差	左手首	3軸加速度	標準偏差	.0071	.425
評価値 0.10付近	右手首	X軸角速度	歪度	左手首	Y軸角速度	歪度	.1001	.230
	右手首	X軸加速度	平均	右手首	X軸加速度	歪度	.1002	.334
	右手首	Y軸角速度	平均	右手首	3軸加速度	分散	.1006	.193
評価値 0.20付近	左手首	X軸角速度	平均	左手首	Y軸加速度	分散	.2000	.105
	左手首	X軸角速度	平均	右手首	3軸加速度	尖度	.2002	.040
	右手首	Z軸角速度	平均	左手首	3軸加速度	平均	.2031	.267
評価値 最下位3種	左手首	X軸角速度	平均	左手首	Y軸角速度	平均	.6251	.099
	右手首	Z軸角速度	平均	左手首	X軸角速度	平均	.7340	.137
	左手首	X軸角速度	平均	左手首	Z軸角速度	平均	.9316	.045