

# 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<sup>†</sup> 秋月拓磨<sup>††</sup> 高橋弘毅<sup>†††</sup> 大前佑斗<sup>†</sup>

<sup>†</sup>東京工業高等専門学校 <sup>††</sup>豊橋技術科学大学 <sup>†††</sup>長岡技術科学大学

## 1 はじめに

近年、慣性センサを活用した身体動作の自動判定が多数行われている。通常、身体動作には個人差があり、同じ動作でも被験者毎に得られるデータは異なる。そのため、個人差を考慮した上で多くの被験者に対して良好な特徴量空間を選出することが可能な指標が必要である。クラス分類問題を対象とした場合、身体動作の個人差を考慮した上で多くの被験者にとって分類誤差が生じにくい空間を選出する空間評価関数が提案されている [1]。この手法は各クラスの発生に正規分布を仮定しているが、身体の異常動作に対し正規分布を仮定することは不適切である。そのため著者らは、異常値検知問題における個人差を考慮した空間評価関数 (CHI-FS 評価関数) を提案し、ダミーデータによりその信頼性を簡易的に確認した [2]。本研究ではその継続として、実際の身体動作遂行時の慣性センサデータにより異常検出精度の高い空間を選択できるか検証する。

## 2 CHI-FS 評価関数について

身体動作の異常値検知問題とは、身体動作の遂行に対して、良好な状態を正常クラス、そこから逸脱した状態を異常クラスとみなし、異常クラスを検出する問題である。たとえば自動車の運転動作を考えると、正常に運転している状態を正常クラス、ハンドルの片持ちなどが異常クラスとなる。異常クラスは正常状態から逸脱したあらゆる動作が該当するため、パラメトリックな性質を有さないと考えられる。そのため CHI-FS

評価関数では、正常クラスに正規分布、異常クラスにカーネル分布を仮定し、確率分布を構成する。そして、個々の被験者毎に正常・異常の確率分布の共有面積 (誤分類危険度) を算出する。最後に、全被験者において誤分類危険度の平均値と標準偏差の大きさを評価する。この評価値が小さいほど、全被験者がばらつきなく分類誤差を生じにくいため、個人差に対してロバストな特徴量を選出されやすい構造となっている。本評価値は、 $[0, 1]$  の値域を取り、0 に近いほど良好な空間であることを意味している。

## 3 実験概要

本研究では、長澤ら [3] が設定した研究課題を対象として、提案手法の信頼性を検証する。具体的には、左右手首に装着された慣性センサを用いて、自動車運転中の漫然状態を検出する。この課題に対し優れた特徴量空間を選出するため、提案手法を適用する。また、各被験者個別に精度を求めることによって、特定個人のみならず、多くの人に対して良い特徴量空間が上位に選出できているのかを確認する。

検証方法は、(1) 各被験者の動作データの加速度・角速度を特徴量に変換し、動作ラベルを付与したデータセットを構築し、特徴量空間を生成するフェーズ、(2) CHI-FS 評価関数によって特徴量空間の評価を行うフェーズ、(3) One Class SVM によって各被験者の判別精度を導出し、CHI-FS 評価関数の信頼性を検証するフェーズ、上記 3 つにより構成される。使用する特徴量は長澤ら [3] に則り、左右手首の 3 軸加速度、合成加速度、角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 (今回は 2 次元とする) を、 ${}_{70}C_2 = 2415$  空間構築した。

## 4 結果と考察

本研究では、全空間に対し CHI-FS 評価関数を適用し、評価値が妥当なものかを検証する。検証のために

**On Reliability of Feature Space Evaluation Function based on Consideration of Human Motions' Individual Differences for Anomaly Detection**

Masaya Mori<sup>†</sup>, Takuma Akiduki<sup>††</sup>, Hiroataka Takahashi<sup>†††</sup> and Yuto Omae<sup>†</sup>

<sup>†</sup>National Institute of Technology, Tokyo College

1220-2, Kunugida, Hachioji, Tokyo, 193-0942 Japan

<sup>††</sup>Toyohashi University of Technology

1-1, Hibarigaoka, Tenpakucho, Toyohashi, Aichi, 441-8580 Japan

<sup>†††</sup>Nagaoka University of Technology

1603-1, Kamitomioka, Nagaoka, Niigata, 940-2188 Japan

yuto.omaeg@gmail.com

表 1: CHI-FS 評価関数による評価値と One Class SVM による異常値検知精度の関係 (2次元特徴量空間)

分類	CHI-FS Index	Feature set*	F 値 (個別被験者) **					F 値 (要約)	
			Sub 1	Sub 2	Sub 3	Sub 4	Sub 5	Mean	Std
評価値 最上位 10 種	.0056 (1 位)	(gy-r-sd, ax-l-ku)	<b>.846</b>	.076	.381	<b>.528</b>	<b>.485</b>	.463	.277
	.0060 (2 位)	(gx-r-sd, am-r-sd)	<b>.488</b>	<b>.572</b>	<b>.694</b>	.167	<b>.439</b>	.472	.196
	.0061 (3 位)	(am-r-sd, az-l-ku)	.241	<b>.515</b>	<b>.527</b>	.264	<b>.496</b>	.409	.143
	.0062 (4 位)	(gx-r-sd, az-l-ku)	.258	.076	<b>.502</b>	<b>.426</b>	<b>.504</b>	.353	.184
	.0063 (5 位)	(gx-r-sd, ax-l-ku)	<b>.789</b>	.133	<b>.574</b>	<b>.496</b>	<b>.538</b>	.506	.237
	.0063 (6 位)	(az-l-sd, am-r-sd)	.318	<b>.615</b>	.324	.247	<b>.641</b>	.429	.185
	.0064 (7 位)	(gx-r-sd, gz-l-sd)	.390	<b>.578</b>	.131	<b>.469</b>	<b>.503</b>	.414	.172
	.0069 (8 位)	(am-r-sd, ax-l-ku)	.377	.199	<b>.510</b>	.340	<b>.508</b>	.387	.130
	.0070 (9 位)	(gx-r-sd, ax-l-sk)	<b>.431</b>	.236	<b>.539</b>	.394	<b>.621</b>	.444	.147
	.0071 (10 位)	(gx-r-sd, am-l-sd)	<b>.588</b>	.000	.231	<b>.711</b>	<b>.595</b>	.425	.298
評価値 0.10 付近	.1001 (2061 位)	(gx-r-sk, gy-l-sk)	.000	.047	.267	.288	<b>.549</b>	.230	.220
	.1002 (2062 位)	(ax-r-me, ax-r-sk)	.000	<b>.503</b>	.117	<b>.604</b>	<b>.446</b>	.334	.261
	.1006 (2063 位)	(gy-r-me, am-r-va)	<b>.417</b>	.016	<b>.414</b>	.076	.043	.193	.204
評価値 0.20 付近	.2000 (2341 位)	(gx-l-me, ay-l-va)	.000	.000	.006	.211	<b>.310</b>	.105	.146
	.2002 (2342 位)	(gx-l-me, am-r-ku)	.000	.000	.008	<b>.168</b>	.022	.040	.072
	.2031 (2343 位)	(gz-r-me, am-l-me)	<b>.491</b>	.016	.057	<b>.494</b>	.280	.267	.229
評価値 最下位 3 種	.6251 (2413 位)	(gx-l-me, gy-l-me)	<b>.284</b>	.000	.000	.146	.064	.099	.120
	.7340 (2414 位)	(gz-r-me, gx-l-me)	<b>.283</b>	.031	.003	.088	.279	.137	.135
	.9316 (2415 位)	(gx-l-me, gz-l-me)	.000	.000	.000	<b>.123</b>	.104	.045	.063

\* 第 1 桁: (ax/ay/az/am, x/y/z/合成加速度) (gx/gy/gz, x/y/z 軸角速度), 第 2 桁: (r/l, 右/左手首の慣性センサ), 第 3 桁: (me/sd/va/sk/ku, 平均/標準偏差/分散/歪度/尖度)

\*\* 個別被験者の F 値が .400 を超えているものについてはボールド体, 当該空間上での最大の F 値を取る被験者については下線を添加した.

は, 多くの被験者の正常・異常データを明瞭に判別できる空間を良い空間と考え, 全被験者の正常・異常標本の検出精度の調和平均である F 値が大きく, そのばらつきが少ない空間を上位に選出できているのかを調べる. そのため, 評価値最上位の空間 (10 種), 評価値 0.1 付近の空間 (3 種), 評価値 0.2 付近の空間 (3 種), 最下位の空間 (3 種), 合計 19 種の空間について F 値を算出した. この結果を表 1 に示す. 具体的に選出されている特徴量については, 表 1 の注釈を参照されたい.

全被験者の特徴量空間における F 値の平均値に着目してみると, 上位 10 種は .353~.506, 評価値 0.1 付近は .193~.334, 評価値 0.2 付近は .040~.267, 最下位付近は .045~.137 となっている. F 値の標準偏差に着目すると, 上位 10 種の空間の中に, 極端にばらつきが大きいものは存在しなかった. このことから, CHI-FS 評価関数による評価値が良い値を示している特徴量空間ほど, 異常・正常標本の検出精度が良好な判別器を検出できることが確認された.

ただし, 上位と判断される特徴量空間であっても, 被験者 Sub 2 のみ F 値が低いケースがいくつか確認された. 当該被験者は, その他被験者よりも特異的な個人差を有している可能性があるため, 検証していく必要がある.

## 5 おわりに

本研究では, CHI-FS 評価関数により有効な特徴量空間が選出できることを確認した. また上位 10 種の特徴量空間に着目してみると, 左右手首の加速度・角速度データにおける動的变化量の標準偏差と尖度が漫然検知において重要な特徴量である可能性が示唆された (ただし, 尖度は加速度のみ). 今後はより様々な事例で CHI-FS 評価関数を適用していくとともに, 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.

謝辞: 本研究は JSPS 科研費 17K13179 (代表: 大前佑斗), 16K06156 (代表: 秋月拓磨), および, 17K05437 (代表: 高橋弘毅) の助成を受けた.

## 参考文献

- [1] Y. Omae, H. Takahashi, "Feature Selection Algorithm Considering Trial and Individual Differences for Machine Learning of Human Activity Recognition", *Journal of Advanced Computational Intelligence and Intelligent Informatics*, vol.21, no.5, pp.813-824, 2017.
- [2] 森雅也, 秋月拓磨, 高橋弘毅, 大前佑斗, "身体動作の個人差に対してロバストな特徴量空間評価関数の提案", *信学技報*, vol.117, no.210, pp.1-6, 2017.
- [3] 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.