

令和 5 年 6 月 19 日現在

機関番号：24405

研究種目：基盤研究(C)（一般）

研究期間：2019～2022

課題番号：19K12159

研究課題名（和文）多目的進化型機械学習によるルール集合に基づく解釈可能な知識の獲得

研究課題名（英文）Rule-based Explainable Knowledge Acquisition by Multiobjective Evolutionary Machine Learning

研究代表者

能島 裕介（Nojima, Yusuke）

大阪公立大学・大学院情報学研究科 ・教授

研究者番号：10382235

交付決定額（研究期間全体）：（直接経費） 3,400,000円

研究成果の概要（和文）：本研究では、ルール集合に基づく知識獲得手法を中心に精度、解釈可能性、信頼性、公平性に関する手法の開発を行った。精度と解釈可能性の間にはトレードオフの関係があり、高精度な知識は解釈が困難である。一方、解釈が容易な知識は精度が低い。本研究では、解釈可能性の高いファジィ識別器の精度改善手法を開発した。また、確信度の低い識別結果を出力しない棄却オプションを用いた識別器設計も開発した。さらにデータから得られた知識の公平性を考慮する識別器設計の検討も行った。クラス不均衡データやマルチラベルデータへの拡張方法に関して検討し、数値実験を通して有効性を示した。

研究成果の学術的意義や社会的意義

現在の識別器設計に関する研究は、深層学習やアンサンブル識別器が主流であり、識別結果の解釈可能性の低さを改善する研究が数多く行われている。一方、本研究は言語的解釈可能な識別器設計手法の高精度化であり、他の機械学習研究者や利用者に異なるアプローチを提供可能である。また、機械学習分野において近年注目されている精度、解釈可能性、信頼性、公平性という観点を、本研究で網羅的に取り扱っており、実データ解析手法として社会実装や、他の機械学習手法の改良や新たな手法の開発への一助となることが期待できる。

研究成果の概要（英文）：In this study, we developed fuzzy rule-based classifier design methods considering accuracy, interpretability, reliability, and fairness. There is a trade-off between accuracy and interpretability. Accurate knowledge is difficult to interpret, while knowledge that is easy to interpret has low accuracy. In this study, we developed a method for improving the accuracy of fuzzy classifiers with high interpretability. We also developed a fuzzy classifier with a reject option that does not output low-confidence discriminant results. We also studied fuzzy classifier design that considers the fairness of the knowledge obtained from the data. The extensions to class imbalance data and multi-label data are discussed. The effectiveness of the above-developed methods is demonstrated through computational experiments.

研究分野：計算知能

キーワード：知識獲得 進化型機械学習 解釈可能性

1. 研究開始当初の背景

近年の深層学習により牽引された人工知能ブームにおいて、人工知能の解釈可能性に関する議論がここ1年で頻繁に行われるようになってきた。ニューラルネットワークに代表されるブラックボックスな機械学習手法は、出力に対する「なぜ？」を説明することが難しいためである。そのため、医療、自動運転、法律、ファイナンスなどへの機械学習の応用を考えた場合に、大きな問題となりうる。この問題を回避あるいは緩和する方法として、様々な取り組みが行われ始めている。例えば、深層学習においては、入力画像のどの部分が最終的な意思決定に起因しているか可視化する方法が数多く提案されている。また、グラフィカルモデルや決定木など、モデル自体の可読性が高いものを利用しようという試みも行われているが、精度面では深層学習には劣るのが現状である。

一方、精度と複雑性の間にはトレードオフの関係が存在するのも事実である。大規模複雑なモデルを用いると高い精度が得られるが、モデルの解釈は不可能である。例えば決定木のような可読性の高いと言われるモデルを用いたとしても、10段階ほどの深さになれば入出力関係を解釈するのは困難になると考えられる。逆に、単純なモデルを用いると解釈は可能となるが精度は低くなる。さらに、どんなに複雑でもその問題やモデルをよく理解している利用者は解釈可能である場合もあり、適切な精度と複雑性は完全に利用者の経験や知識量に依存するという問題がある。

2. 研究の目的

本研究では、ルール集合に基づく知識獲得手法を中心に解釈可能性に関する議論を行う。具体的には If-then 形式で表されるルールによる識別器の設計を行う。If-then ルールは、「もし〇〇ならば□□である」といった直感的な理解が容易である。しかし、直感的な理解が可能であるにも関わらず、機械学習手法としてはあまり脚光を浴びることがないのが現状である。それは、他の機械学習手法と同等の精度を得るには、多数のルールを用いる必要があり、それにより識別器の複雑さが増し、識別器全体を理解することが困難になるためだと考えられる。また、スタンダードな手法として確立されたルールに基づく識別器設計手法がないのも原因だと思われる。

本研究では、ファジィ If-then ルールに基づく多目的知識獲得手法を改良・拡張することにより、汎用的なルールに基づく識別器設計手法の確立を目指す。特に、識別精度、解釈可能性、信頼性、公平性の観点から手法の改良を行う。

3. 研究の方法

ファジィ If-then ルールに基づく識別器設計に関して、(1) 識別精度の改善、(2) 様々な知識表現の利用、(3) 識別結果の信頼性向上、(4) クラス不均衡データへの対応、(5) マルチラベル識別問題への拡張、(6) 公平性を考慮した拡張などを中心に研究を行った。以下、アプローチを概説する。

(1) 識別精度の改善

先行研究である多目的ファジィ遺伝的機械学習は、誤識別率の最小化と複雑性の最小化を同時に行う手法であり、精度は劣るが解釈可能性の高い識別器から複雑だが高精度な識別器まで同時に獲得可能である。しかし、学習用データに対する誤識別率の最小化が必ずしも評価用データに対する汎化性能の改善につながるとは限らない。この問題に関して、学習用データを2つに分割し、ルール生成と評価に用いる部分学習用データと評価のみに用いる検証用データを用意し、両者の最適化を異なる2目的とした。これに複雑性の最小化合わせて3目的最適化問題を定式化し汎化性能の改善を試みた。

また、複雑性の最小化に対するバイアスが強く、複雑で高精度な識別器が獲得しにくいという問題も明らかになり、これに対応する方法として、ルール単位の最適化部分を置き換えから追加に変更する方法を検討した。さらに、学習用データに対する誤識別率最小化の単一目的最適化を最初に行い、途中から多目的最適化に切り替える二段階手法を検討した。

(2) 様々な知識表現の利用

先行研究では、等分割の三角形ファジィ集合を条件部集合として主に用いていたが、データに含まれる各属性において、適切な条件部集合は異なることが考えられる。異なる形状の条件部集合を同時に用いることで、各属性にフィットした条件部が設定できることが期待できる。本研究では、均等分割区間集合、不均等分割区間集合、均等分割三角形集合、不均等分割三角形集合、均等分割ガウシアン集合、不均等分割学思案集合の6つの条件部集合を候補として最適化を行う多目的ファジィ遺伝的機械学習を提案し有効性を検証した。また、各属性に対して高頻度で使用された条件部集合の形状のみを選んで、再度最適化を行う方法も検証した。

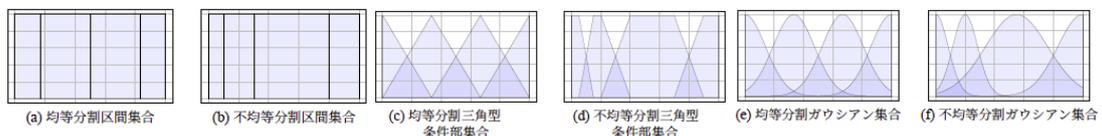


図1 様々な条件部集合

(3) 識別結果の信頼性向上

一般に、パターン識別問題において、識別器は何らかのクラスラベルを出力する。各識別に対する不確かさはあまり議論されていない。しかし、本来確信度の低い結果はユーザに提示すべきではない。そこで本研究では、確信度の低い識別結果を出力せずに、「分からない」と答えられる棄却オプションに着目し、ファジィ識別器への導入およびその改良を行った。ファジィ識別器では、入力情報に最も適合したルールクラスラベルを出力するが、本研究では、次に適合するルールとの確信度の違いに対して閾値を設け、閾値以下の場合、識別を拒否するようにした。また、識別器全体で共通の閾値を用いる場合、クラスごとに異なる閾値を用いる場合、ルールごとに異なる閾値を用いる場合での精度と棄却率のトレードオフを解析した。さらに、閾値処理により棄却されるパターンが多いことに対して、必要以上に棄却しないように別の識別器を用いたセカンドオピニオン機能を提案し検証を行った。

なお、ファジィ識別器と並行して、一般的な機械学習への適用と有効性の検証も行った。

(4) クラス不均衡データへの対応

実世界データには、クラス間でパターン数の違いが大きなものが存在する。それらはクラス不均衡データと呼ばれ、病気の診断やクレジットカード詐欺検出、不正行為検知など、高い説明性を必要とする問題に多い。ファジィ識別器は高い説明能力が利点であるが、クラス不均衡データへの対応はあまり行われておらず、本研究では、1. ルール評価関数に対する重み付け、2. ルール集合の評価指標、3. ヒューリスティックルール生成におけるベースパターン選択、4. ルール後件部の設定。これら4つの拡張の組合せ効果を検証した。

(5) マルチラベル識別問題への拡張

一つのパターンに複数のクラスラベルが付与されたマルチラベル識別問題がある。ラベルごとに個別の識別器を用意したり、ラベルの組合せをすべて展開しシングルラベル問題に変更するなど、識別器自体の改良を伴わない方法の利用と、マルチラベルデータに特化したアルゴリズムの提案が行われている。ファジィ識別器に関しては、マルチラベルに特化したアルゴリズムの提案はほとんど行われおらず、本研究では、マルチラベル識別問題に特化した多目的ファジィ遺伝的機械学習手法を提案した。また、探索アルゴリズムの改良として進化型マルチタスキングのアイデアを取り入れた複数の評価尺度を同時に効率よく最適化する手法を提案し、有効性を検証した。

(6) 公平性を考慮した拡張

近年、データの公平性に関して注目され始めている。データ収集の際に、特定の人種、性別、年齢、地域などにバイアスがかかり、そのデータから得られる識別器が不公平な推論を行うことが懸念される。本研究では、この問題に対し、複数の公平性尺度を目的関数として多目的ファジィ遺伝的機械学習に導入し、識別性能、複雑性（解釈可能性）、公平性を考慮した多目的知識獲得手法を提案した。

4. 研究成果

(1) 識別精度の改善

表1に、学習用データに対する誤識別率最小化の単一目的最適化を最初に行い、途中から多目的最適化に切り替える二段階手法を用いた多目的ファジィ遺伝的機械学習と他の機械学習手法との比較の結果を示す。多くのデータに関して提案手法の有効性が確認できる。なお、関連する研究成果は、FSS2022とSCIS&ISIS2022で発表、FSS2023とIFSA2023で発表予定である。

表1 誤識別率最小化の単一目的最適化を最初に行う二段階多目的ファジィ遺伝的機械学習手法（表中TS）と代表的な機械学習手法との比較（IFSA2023で発表予定の結果を抜粋）

Dataset	C-SVM-C	Fuzzy-FARCHD-C	C4.5-C	GAssist-ADI-C	Chi-RW-C (3 divisions)	FURIA-C	TS
appendicitis	12.85 (10.30)	16.27 (9.79)	15.97 (10.09)	15.45 (10.60)	13.70 (9.28)	13.15 (9.65)	11.27 (7.86)
tae	46.78 (13.72)	47.04 (11.88)	47.31 (12.07)	44.81 (10.35)	47.31 (12.07)	52.31 (11.66)	38.82 (11.09)
wine	1.32 (2.39)	5.44 (5.12)	5.44 (5.12)	6.22 (6.26)	7.85 (6.38)	4.52 (4.24)	4.69 (5.16)
sonar	17.85 (9.02)	18.49 (7.11)	28.60 (11.38)	28.40 (11.59)	40.39 (10.43)	20.52 (8.19)	15.42 (8.00)
newthyroid	8.82 (4.80)	7.55 (5.08)	7.55 (5.08)	4.63 (4.00)	8.67 (5.58)	15.31 (6.28)	4.78 (4.89)
spectfheart	20.20 (4.13)	20.58 (1.66)	24.08 (6.39)	20.82 (6.05)	34.18 (6.83)	20.95 (5.05)	19.58 (2.92)
heart	16.42 (7.26)	16.91 (7.51)	22.10 (5.85)	19.26 (7.18)	47.53 (9.94)	18.52 (5.74)	14.07 (5.87)
haberman	26.70 (1.54)	25.84 (4.51)	28.24 (4.72)	26.30 (7.34)	27.03 (2.34)	25.96 (5.96)	24.08 (3.50)
ecoli	20.93 (6.54)	20.43 (4.38)	21.33 (5.84)	23.70 (7.16)	28.48 (5.78)	17.94 (5.43)	14.19 (4.93)
bupa	41.35 (3.96)	37.45 (8.59)	33.23 (7.69)	36.85 (8.19)	41.75 (3.30)	30.32 (7.74)	27.53 (6.04)
bal	9.12 (1.37)	12.85 (3.25)	22.46 (3.76)	20.70 (3.29)	10.19 (2.01)	17.54 (3.67)	9.76 (1.80)
breast cancer	3.11 (2.39)	3.90 (2.46)	4.78 (2.46)	3.60 (1.89)	8.93 (3.33)	3.56 (1.97)	2.48 (1.99)
pima	23.00 (4.01)	25.81 (4.03)	25.64 (3.95)	25.12 (3.93)	27.51 (3.62)	24.18 (3.64)	21.87 (3.61)
mammographic	20.24 (4.40)	20.85 (3.24)	16.66 (4.21)	17.30 (4.42)	20.61 (4.20)	16.17 (4.53)	17.42 (4.43)
vehicle	23.88 (3.39)	52.56 (4.86)	26.83 (4.14)	34.20 (3.46)	39.67 (4.87)	28.56 (3.69)	25.96 (2.75)
vowel	23.57 (4.37)	29.46 (3.55)	20.54 (3.80)	60.34 (3.95)	51.01 (4.36)	18.32 (4.16)	11.75 (4.34)
contraceptive	48.16 (3.75)	51.82 (3.27)	46.96 (4.40)	45.55 (4.57)	60.19 (4.50)	45.55 (3.72)	43.42 (3.32)
yeast	41.96 (3.12)	41.04 (3.85)	43.76 (4.63)	47.60 (4.10)	70.82 (2.96)	41.30 (4.06)	40.05 (3.41)
phoneme	22.54 (1.49)	18.14 (2.03)	13.66 (1.48)	17.90 (1.86)	28.11 (0.67)	14.65 (1.46)	15.70 (1.81)
page-blocks	5.90 (0.71)	5.71 (0.80)	3.10 (0.66)	6.57 (0.82)	8.07 (0.64)	2.75 (0.69)	3.63 (0.57)

(2) 様々な知識表現の利用

図2に、様々な条件部集合を用いた多目的ファジィ遺伝的機械学習の比較実験結果を示す。図1の(c)のみ用いたオリジナルの結果が青色、図1の(d)のみ用いた結果が黄色、図1の(c)と(d)を用いた結果が緑色、図1の(a)~(f)を用いた結果が赤色である。数値実験から、複数の形状の条件部集合を用いた場合、汎化性能が改善することが確認された。

また、様々な条件部集合のパターンへの適合度合いを確認する GUI ツールの開発を行った。一連の成果を FSS2019, ISIS2019, FSS2021 で発表している。

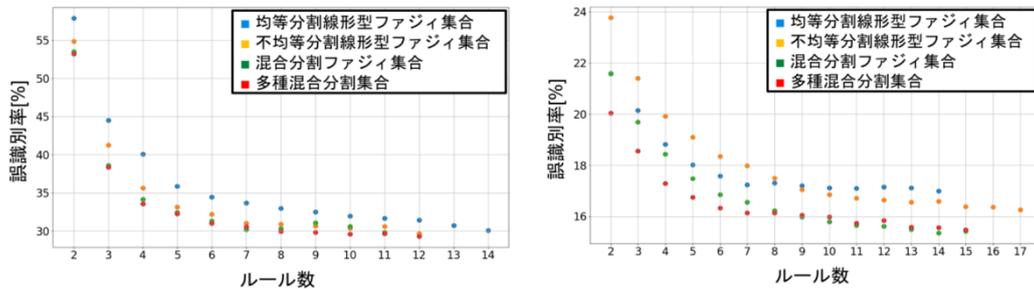


図2 様々な条件部集合を用いた多目的ファジィ遺伝的機械学習の評価用データに対する誤識別率比較 (FSS2021 から実験結果を抜粋, 左 Vehicle データ, 右 Phoneme データ)

(3) 識別結果の信頼性向上

図3に、2クラス2次元人工データを用いた提案手法の動作例を示す。(a)に示す異なる色が2つのクラスを表す。通常の識別では(b)に示す識別境界によって、オレンジ色のクラスが多く誤識別となる。勝者ルールおよび次点ルールの適合度差に対する閾値処理により確信度の低い部分を棄却した結果が(c)である。灰色の部分が棄却領域である。誤識別していたオレンジ色クラスのパターンが棄却されているが、正しく識別されていたパターンも棄却されていることが分かる。この識別に対してセカンドオピニオンとして Random Forest による識別を行い、ファジィ識別器と同じ識別結果となるパターンは棄却しないものとした結果が(d)である。無駄な棄却が削減でき、識別率を維持しつつ棄却率を低減できていることが分かる。一連の研究成果は、FSS2021, FSS2022 で発表, FUZZ-IEEE2023 で発表予定である。

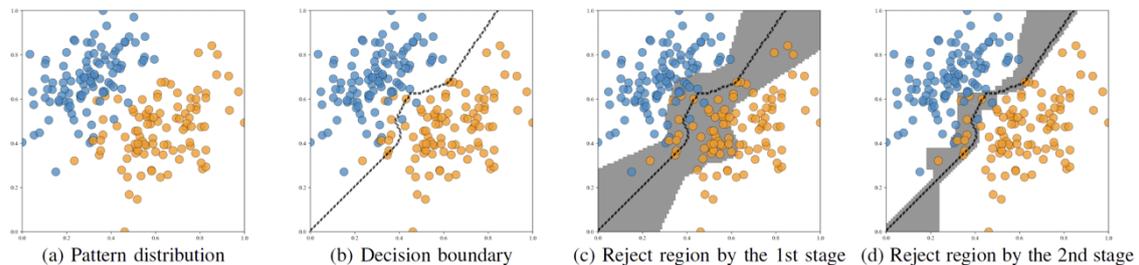


図3 人工データを用いたセカンドオピニオンを導入した棄却オプション付きファジィ識別器の例 (FUZZ-IEEE2023 論文から抜粋)

(4) クラス不均衡データへの対応

表2に、クラス不均衡データの評価用データに対する AUC の平均値を示す。BASE はオリジナルのファジィ識別器の結果、SMOTE は、BASE にクラス不均衡データを考慮した代表的なサンプリング手法を追加した結果、RU-F は、BASE にルールの評価関数の重み付けを行った結果、RS-F は BASE にルール集合の評価関数を変更を加えた結果、HEU は、BASE のヒューリスティック生成法のベースパターン選択を改良した結果、CON は、BASE のルール貢献部の設定を変更した結果、PRO は、SMOTE 以外のすべてを行った提案手法の結果である。Wilcoxon の順位検定を行い、提案手法より有意差ありで劣る結果は青、有意差ありで優れる結果は赤、有意差が無い結果は黒で示す。表2から、クラス不均衡データへの各種対応の相乗効果により AUC をオリジナルの識別器から大幅に改善できることが確認できた。一連の研究成果は、FSS2020 および日本知能情報ファジィ学会誌で発表している。

(5) マルチラベル識別問題への拡張

表3に、マルチラベル識別問題に対して代表的な性能評価指標である Subset Accuracy の結果を示す。MoFGBML_{ML} は、マルチラベル識別問題に対して多目的ファジィ遺伝的機械学習を改良した提案手法である。なお、ルールの後件部の設定に関して2つのバージョンを提案している (CF-mean と CF-vector)。MOP1~MOP3 は、Subset Accuracy, Hamming Loss, F-measure をそれぞれ識別性能の目的とした定式化である。Data Transformation と Explainable Method Adaptation に含まれる結果は既存の比較手法の結果である。太字は、3つの定式化で最も良かったものを表している。赤色は、比較手法も合わせて最も良かったものを表している。Subset Accuracy に対して、それを目的とし MOP1 で、ほぼすべてのデータで優れていることが確認できた。

一連の研究成果は, FSS2020, FUZZ-IEEE2020, 進化計算シンポジウム 2021, FUZZ-IEEE2022, 日本知能情報ファジィ学会誌で発表している. なお, FSS2020 および FUZZ-IEEE2022 での学生の発表に対して, IEEE CIS Japan Chapter Young Researcher Award と Student Best Paper Award をそれぞれ受賞している.

表 3 クラス不均衡データの評価用データに対する AUC の平均値 (PRO が提案手法, 日本知能情報ファジィ学会誌掲載結果から抜粋)

DS	BASE	SMOTE	RU-F	RS-F	HEU	CON	PRO
Haber	0.50	0.61	0.50	0.50	0.50	0.57	0.62
Spectf	0.50	0.77	0.50	0.50	0.50	0.59	0.74
Append	0.56	0.75	0.50	0.56	0.50	0.72	0.74
Ba:mi1	0.50	0.51	0.50	0.50	0.50	0.60	0.54
Ec:mi5	0.50	0.83	0.50	0.50	0.50	0.69	0.87
Gl:mi2	0.50	0.50	0.50	0.50	0.50	0.62	0.65
Ne:mi0	0.68	0.77	0.50	0.68	0.50	0.89	0.98
PB:ma0	0.54	0.59	0.50	0.54	0.50	0.54	0.87
PB:mi4	0.50	0.57	0.59	0.76	0.50	0.57	0.90
Ve:mi0	0.51	0.61	0.50	0.51	0.50	0.66	0.91
Ve:mi1	0.51	0.66	0.50	0.51	0.50	0.65	0.69
Vo:mi0	0.64	0.53	0.55	0.86	0.52	0.59	0.92
Vo:mi9	0.68	0.53	0.51	0.80	0.50	0.58	0.90
Vo:mi10	0.50	0.56	0.50	0.51	0.50	0.57	0.77
Ye:mi3	0.50	0.72	0.50	0.50	0.50	0.74	0.95
Ye:mi4	0.50	0.70	0.50	0.50	0.50	0.55	0.81
Ye:mi7	0.50	0.53	0.50	0.50	0.50	0.55	0.61
Ye:mi8	0.51	0.61	0.50	0.51	0.50	0.50	0.71

表 4 評価用データに対する Subset Accuracy (値は大きいほど良い. FUZZ-IEEE2020 論文から結果を抜粋)

Dataset	MoFGBML _{ML} CF-mean			MoFGBML _{ML} CF-vector			Data Transformation		Explainable Method Adaptation		
	MOP1	MOP2	MOP3	MOP1	MOP2	MOP3	BR	LP	MLC4.5	FuzzDT _{ML}	MLRBC
CAL500	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
Emotions	†27.31	25.41	†27.93	†27.44	25.63	†27.94	23.27	22.83	21.93	15.85	†28.15
Scene	†52.43	31.25	†53.32	†50.53	32.38	48.47	35.41	42.92	†52.61	19.46	1.51
Yeast	†17.02	10.22	15.34	†16.41	9.88	14.39	8.88	1.74	12.47	7.99	12.67
Flags	†25.05	17.32	16.30	†26.48	18.36	14.04	14.91	3.62	13.92	10.82	18.25
Birds	†48.69	46.00	4.39	†47.97	46.21	4.34	43.56	45.59	41.13	†49.40	†46.88

(6) 公平性を考慮した拡張

図 4 に, Propublica-recidivism データの評価用データに対する各性能評価指標に対する値を示す. MOP1 は, 従来の 2 目的最適化の定式化 (ただし, 誤識別率ではなく G-mean を使用. 複雑性に関してはルール数を用いた), MOP2 は, 公平性尺度 FPR_{diff} を目的とし加えた 3 目的最適化の定式化, MOP3 は, 公平性尺度 PPV_{diff} を目的として加えた 3 目的最適化の定式化, MOP4 は, FPR_{diff} と PPV_{diff} を目的として加えた 4 目的最適化の定式化による結果を表す. なお, 結果は 30 回実行中 16 回以上得られたルール数の等しい非劣解の平均を示している. まず, MOP1 よりも, 公平性尺度を加えた MOP2~MOP4 でルール数の多い高精度な識別器が獲得されていることが確認できる. また, それぞれの評価尺度に関して, それを目的として含んだ多目的最適化により当該評価尺度が改善できることが分かる. ただし, 4 目的最適化に関しては, 多数目的による弊害が発生していることも確認できる. 研究成果は FSS2022 で発表している. また, 国際共同研究として, 海外の研究者と共同研究も始めている.

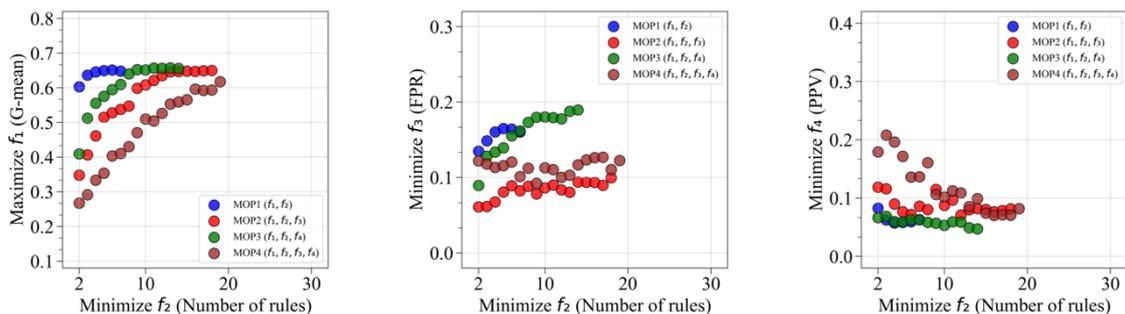


図 4 Propublica-recidivism データの評価用データに対する非劣解集合 (FSS2022 から抜粋)

5. 主な発表論文等

〔雑誌論文〕 計2件（うち査読付論文 2件 / うち国際共著 0件 / うちオープンアクセス 2件）

1. 著者名 西原 光洋, 増山 直輝, 能島 裕介, 石淵 久生	4. 巻 33
2. 論文標題 クラス不均衡データに対するミシガン型ファジィ遺伝的機械学習	5. 発行年 2021年
3. 雑誌名 知能と情報 (日本知能情報ファジィ学会誌)	6. 最初と最後の頁 525 ~ 530
掲載論文のDOI (デジタルオブジェクト識別子) 10.3156/jsoft.33.1_525	査読の有無 有
オープンアクセス オープンアクセスとしている (また、その予定である)	国際共著 -

1. 著者名 面崎 祐一, 増山 直輝, 能島 裕介, 石淵 久生	4. 巻 33
2. 論文標題 マルチラベル多目的ファジィ遺伝的機械学習の多数目的最適化への拡張	5. 発行年 2021年
3. 雑誌名 知能と情報 (日本知能情報ファジィ学会誌)	6. 最初と最後の頁 531 ~ 536
掲載論文のDOI (デジタルオブジェクト識別子) 10.3156/jsoft.33.1_531	査読の有無 有
オープンアクセス オープンアクセスとしている (また、その予定である)	国際共著 -

〔学会発表〕 計16件（うち招待講演 0件 / うち国際学会 6件）

1. 発表者名 E. M. Vernon, N. Masuyama, and Y. Nojima
2. 発表標題 Error-reject tradeoff analysis on two-stage classifier design with a reject option
3. 学会等名 2022 World Automation Congress (国際学会)
4. 発表年 2022年

1. 発表者名 T. Konishi, N. Masuyama, and Y. Nojima
2. 発表標題 Effects of accuracy-based single-objective optimization in multiobjective fuzzy genetics-based machine learning
3. 学会等名 2022 Joint 12th International Conference on Soft Computing and Intelligent Systems and 23rd International Symposium on Advanced Intelligent Systems (国際学会)
4. 発表年 2022年

1. 発表者名 川野弘陽, Eric Vernon, 増山直輝, 能島裕介, 石淵久生
2. 発表標題 2段階棄却オプションを導入したファジィ識別器の精度と識別拒否のトレードオフ解析
3. 学会等名 第38回ファジィシステムシンポジウム
4. 発表年 2022年

1. 発表者名 西浦弘樹, 増山直輝, 能島裕介, 石淵久生
2. 発表標題 公平性を導入した多目的ファジィ遺伝的機械学習
3. 学会等名 第38回ファジィシステムシンポジウム
4. 発表年 2022年

1. 発表者名 小西豪, 増山直輝, 能島裕介, 石淵久生
2. 発表標題 精度に特化した最適化を最初に行う多目的ファジィ遺伝的機械学習
3. 学会等名 第38回ファジィシステムシンポジウム
4. 発表年 2022年

1. 発表者名 S. A. F. Dilone, N. Masuyama, Y. Nojima, and H. Ishibuchi
2. 発表標題 Validation data accuracy as an additional objective in multiobjective fuzzy genetics-based machine learning
3. 学会等名 22th International Symposium on Advanced Intelligent Systems (ISIS 2021) (国際学会)
4. 発表年 2021年

1. 発表者名 Y. Omozaki, N. Masuyama, Y. Nojima, and H. Ishibuchi
2. 発表標題 Evolutionary Multi-objective Multi-Tasking for Fuzzy Genetics-Based Machine Learning in Multi-Label Classification
3. 学会等名 2022 IEEE International Conference on Fuzzy Systems (国際学会)
4. 発表年 2022年

1. 発表者名 面崎祐一, 増山直輝, 能島裕介, 石淵久生
2. 発表標題 マルチラベル多目的ファジィ遺伝的機械学習に対する進化型多目的マルチタスク最適化の適用
3. 学会等名 第15回進化計算シンポジウム2021
4. 発表年 2021年

1. 発表者名 面崎祐一, 増山直輝, 能島裕介, 石淵久生
2. 発表標題 多目的ファジィ遺伝的機械学習におけるルール追加型ミシガン操作
3. 学会等名 インテリジェント・システム・シンポジウム2021
4. 発表年 2021年

1. 発表者名 川野弘陽, Eric Vernon, 増山直輝, 能島裕介, 石淵久生
2. 発表標題 複数の閾値を用いた棄却オプションの導入におけるファジィ識別器への影響調査
3. 学会等名 第37回ファジィシステムシンポジウム
4. 発表年 2021年

1. 発表者名 瀧川弘毅, 増山直輝, 能島裕介, 石淵久生
2. 発表標題 属性ごとに異なる形状のメンバシップ関数を用いたファジィ識別器設計
3. 学会等名 第37回ファジィシステムシンポジウム
4. 発表年 2021年

1. 発表者名 Y. Omozaki, N. Masuyama, Y. Nojima, and H. Ishibuchi
2. 発表標題 Multiobjective fuzzy genetics-based machine learning for multi-label classification
3. 学会等名 2020 IEEE International Conference on Fuzzy Systems (FUZZ-IEEE 2020) (国際学会)
4. 発表年 2020年

1. 発表者名 西原光洋, 増山直輝, 能島裕介, 石淵久生
2. 発表標題 少数派クラスの識別性能を高めたMichigan型ファジィ遺伝的機械学習手法
3. 学会等名 ファジィシステムシンポジウム2020
4. 発表年 2020年

1. 発表者名 面崎祐一, 増山直輝, 能島裕介, 石淵久生
2. 発表標題 マルチラベル識別問題におけるファジィ遺伝的機械学習の多目的最適化と多数目的最適化の比較
3. 学会等名 ファジィシステムシンポジウム2020
4. 発表年 2020年

1. 発表者名 面崎祐一, 増山直輝, 能島裕介, 石淵久生
2. 発表標題 Fuzzy Markup Languageを用いたファジィシステムの開発
3. 学会等名 ファジィシステムシンポジウム2019
4. 発表年 2019年

1. 発表者名 Y. Omozaki, N. Masuyama, Y. Nojima, and H. Ishibuchi
2. 発表標題 Development of a GUI tool for FML-based fuzzy system modeling
3. 学会等名 20th International Symposium on Advanced Intelligent Systems and 2019 International Conference on Biometrics and Kansei Engineering (国際学会)
4. 発表年 2019年

〔図書〕 計0件

〔産業財産権〕

〔その他〕

MoFGBML_ML Source Code https://github.com/CI-labo-OPU/MoFGBML_ML Fuzzy Markup Language GUI https://github.com/CI-labo-OPU/GUI_FMLtool MoFGBML_ Source Code https://github.com/CI-labo-OPU/MoFGBML
--

6. 研究組織		
氏名 (ローマ字氏名) (研究者番号)	所属研究機関・部局・職 (機関番号)	備考

7. 科研費を使用して開催した国際研究集会

〔国際研究集会〕 計0件

8 . 本研究に関連して実施した国際共同研究の実施状況

共同研究相手国	相手方研究機関
---------	---------