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†

西原 光洋*¹・増山 直輝*¹・能島 裕介*¹・石渕 久生*²

近年、医療や金融など識別結果に対する根拠が求められる分野において、識別器の解釈可能性が盛んに議論されている。ファジィ遺伝的機械学習は、解釈性に優れた識別器を設計する手法の一つである。一方で、クラス不均衡なデータにおいて、少数派クラスの高い識別性能が要求される場合がある。このとき、ファジィ遺伝的機械学習により生成される識別器は、少数派クラスの識別性能が他クラスより低下する。本研究では、少数派クラスの識別性能を向上させるために、ファジィ遺伝的機械学習に対して4つの変更を行う。1) ルールの評価関数にクラス毎のパターン数による重み付け、2) ルール集合の評価にクラス毎の識別精度の調和平均を利用、3) ヒューリスティックルール生成のベースパターンをクラス毎の識別精度を基に選択、4) ルール後件部にクラス間のパターン比率による重み付け。数値実験では、各変更が識別性能に与える影響を調査し有効性を示す。

キーワード：ファジィ識別器、遺伝的機械学習、不均衡データセット

1. はじめに

近年の情報技術の発展により、AIを必要とするタスクの多様化が促進され、これに伴い識別器に対して単純な識別精度以外の性能を要求される場面が増加している。特に医療・金融などの業務に対する信頼性や確実性が重要視される分野においては、識別器の透明性、すなわち識別器の解釈性能が求められる[1]。ファジィ識別器はファジィ If-then ルールの集合で構成される識別器であり、識別結果を言語的に解釈可能であることから、高い解釈性能を有する。ファジィ遺伝的機械学習（Fuzzy Genetics-based Machine Learning：FGBML）[2]は、遺伝的アルゴリズムを用いることにより少ない計算資源でファジィ識別器を生成する手法である。

学習に悪影響を与えるデータセットの一つとして、各クラスのパターン数に多寡が存在する不均衡データセットが存在する。実世界における不均衡データセットを取り扱う多くのタスクでは、少数派クラスの識別性能が多数派クラスより重要視される。一例として医療分野では、疾患の陽性クラスに対する識別精度を陰性クラスよりも重要視する一方、陽性クラスのサンプルは陰性より獲得が困難な場合が多い。このとき、FGBMLは全サンプルの識別精度を最大化するよう学習を進めるため、得られる識別器は多数派クラスである陰性クラスに対して高い識別性能を示す一方、少数派クラスである陽性クラスの識別性能が十分に確保されない。したがって、不均衡データセットを

取り扱うためにFGBMLを拡張することが必要である。

本研究ではMichigan型FGBML[2]に対して、不均衡データセットの取り扱いを考慮した改良を行う。提案手法では、ファジィルールの後件部および評価値の算出において、データセットの不均衡率を重みとして用いる。また、ルール生成に用いるパターンをクラス毎の誤識別率に基づいて抽出する。さらに、ルール集合の評価に各クラスの識別精度の調和平均を用いる。

本論文は以下のように構成される。2章で本研究のベースとなるMichigan型FGBMLについて述べ、3章で提案手法を説明する。4章で数値実験を通じて、提案手法による各変更がFGBMLに与える影響を調査し、提案手法の不均衡データセットに対する有効性を示す。最後に5章で本論文をまとめる。

2. Michigan型ファジィ遺伝的機械学習

FGBMLには、1つのルールを1個体として表現するMichigan型と1つのルール集合を1個体として表現するPittsburgh型が存在する。本研究では計算コストを削減するために、Michigan型のFGBMLを用い、各個体はファジィルールの前件部であるメンバシップ関数の組合せをコード化して保持する。ファジィルールの後件部は、学習用データに対する前件部適合度により自動的に設定される[2]。Michigan型FGBMLでは、Algorithm 1に従って識別器の獲得が行われる。

2.1 ファジィルールの構成

n 次元 M クラスのパターンを持つ m 個の学習用パターン $\mathbf{x}_p = (x_{p1}, \dots, x_{pn})$ が与えられているパターン識別問題を考える。この問題に対するファジィ識別器では、 q 番目のファジィルール R_q は以下に示されるIf-then形式で生成する。

$$\begin{aligned} \text{Rule } R_q : & \text{ If } x_{p1} \text{ is } A_{q1} \text{ and } \dots \text{ and } x_{pn} \text{ is } A_{qn} \\ & \text{ then Class } C_q \text{ with } CF_q \end{aligned} \quad (1)$$

ここで、 $\mathbf{A}_q = (A_{q1}, \dots, A_{qn})$ は条件部ファジィ集合を要素と

† Michigan-Style Fuzzy Genetics-Based Machine Learning for Class Imbalance Data
Akihiro NISHIHARA, Naoki MASUYAMA, Yusuke NOJIMA,
and Hisao ISHIBUCHI

*1 大阪府立大学
Osaka Prefecture University

*2 南方科技大学
Southern University of Science and Technology

Algorithm 1 Michigan-style FGBML**Input:** training data D , termination condition T **Output:** a fuzzy classifier

```

1: Initialize a population  $P_0$  from  $D$  by heuristic rule generation.
2: for  $t = 1$  to  $T$  do
3:   Generate offspring fuzzy rules from a current population  $P_{t-1}$  by genetic operations and heuristic rule generation.
4:   Make a new population  $P_t$  by inheriting  $P_{t-1}$  and replacing the rules with low evaluation value to the offspring rules.
5:   Evaluate the rules in the new population.
6:   if accuracy of  $P_{t-1}$  is higher than that of  $P_t$  then
7:      $P_t \leftarrow P_{t-1}$ 
8:   end if
9: end for
10: Output a fuzzy classifier.

```

図 1 三角型メンバシップ関数

する前件部, C_q は結論部クラス, CF_q はルールの重みを表す。ファジィ集合には, 計算が容易かつ一般に広く用いられている三角型メンバシップ関数を用いる。各ファジィ集合は図 1 に示す 2 分割から 5 分割までのメンバシップ関数によって定義される。また, ルールの汎化性を高めるために, 任意の属性値に対してメンバシップ値が常に 1 である “don't care” も条件部集合として用いる。

2.2 初期個体群の生成

初期個体群の生成では, Algorithm 2 に示す複数のパターンよりルールを生成するヒューリスティック生成法 [3] を用いる。本研究ではベースパターンの近傍パターンをサポートパターンとして選択する。これにより, ベースパターンが少数派クラスである場合, 周囲の少数派クラスのサポートパターンを覆うルールの獲得が期待される。

2.3 ルールの評価

各パターンの識別には単一勝利ルールによる推論法 [4] を用いる。そのため, 各パターンにつき一つの勝利ルールが決定される。ルール R_q の評価関数 $f(R_q)$ は以下のように表される。

$$f(R_q) = NCP(R_q) - NMP(R_q) \quad (2)$$

ここで, $NCP(R_q)$ および $NMP(R_q)$ はそれぞれ, ルール R_q が正しく識別および誤識別したパターン数である。

Algorithm 2 Heuristic Rule Generation from Multi-Patterns**Input:** training data D , misclassified dataset D' , the number of new rules N , the number of patterns for rule generation H **Output:** fuzzy rules R

```

1: for  $i = 1$  to  $N$  do
2:   if the size of  $D'$  is 0 then
3:      $D' \leftarrow D$ 
4:   end if
5:   Extract a base pattern  $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n)$  randomly from  $D'$  without replacement and get  $(H - 1)$  support patterns.
6:   for  $j = 1$  to  $n$  do
7:     Calculate the membership values of each fuzzy set from the base and support patterns.
8:     Select a fuzzy set by roulette selection.
9:     Replace  $j$ -th fuzzy set to “don't care” with a pre-specified probability.
10:  end for
11:  Calculate the consequent part and append the new fuzzy rule to  $R$ .
12: end for
13: Output fuzzy rules  $R$ .

```

2.4 新規ルールおよび新規個体群の生成

新規ルールの生成には, 遺伝的生成法とヒューリスティック生成法の 2 種類の方法を用いる。遺伝的生成法では, ランダムに選択された 2 つの親個体から交叉および突然変異を通じて, 新規ルールを生成する。ヒューリスティック生成法では, 現個体群が誤識別したパターン, あるいは識別不能としたパターンをベースパターンに用いて新規ルールを生成する。この際, 新規ルールの生成は初期個体群の生成と同様に行われる。

既定数の新規ルールを生成した後に, 現個体群から新規個体群を生成する。これは Algorithm 1 の Line 4 の通りに実行される。新規個体の生成数を N_{new} とするとき, 現個体群を評価値とともに新規個体群として引き継いだ後に, 新規個体群における評価値が最下位から N_{new} 番目までのルールを新規ルールと置換する。

2.5 個体群の更新および識別器の獲得

個体群の更新では, 現個体群と 2.4 節で生成した新規個体群を比較し, 学習用パターンに対する識別精度が高い方を次世代の現個体群とする [5]。これにより最終世代において, 学習用パターンに対する最良の識別精度を示す個体群を識別器として獲得できる。

3. 提案手法

本研究において提案する改良は, 不均衡なマルチクラスデータセットについても対応可能である。なお本論文では, 議論を簡潔にするため, 2 クラスの不均衡データセットを取り扱う。

3.1 ルール評価関数に対する重みづけ

不均衡データセットを学習に用いる際に式 (2) をルール評価関数とすると, クラス間のパターン数の多寡から, 多数派クラスを識別するルールの評価値が高くなる傾向にある。提案手法では, 各ルールに対する評価値として, 式 (2) におけるパター

ンの識別数および誤識別数に対してクラス間のパターン数の比率に応じた重みを与える。すなわち、ルール R_q の評価関数 $f(R_q)$ は以下のように定義される。

$$f(R_q) = \frac{NCP(R_q)}{m_{C_q}} - \sum_{h \neq C_q} \frac{NMP(R_q, h)}{m_h} \quad (3)$$

ここで、 h は用いたクラス番号、 $NMP(R_q, h)$ はルール R_q が誤識別したクラスのパターン数を表す。また、 m_h はクラス h のパターン数である。

式 (3) により、少数派クラスを結論部に持つルールは、少数のパターンを正しく識別するだけで大きな評価値が与えられ、多数派クラスのパターンの誤識別によるペナルティも小さくなり、結果として次世代に保存されやすくなる。

3.2 ルール集合の評価指標

2.5 節のように学習用パターン全体に対する識別精度をルール集合の評価指標に設定する場合、不均衡データセットを学習に用いると、クラス間のパターン数の多寡から、多数派クラスの識別性能がルール集合の評価に大きな影響を与える。したがって、少数派クラスおよび多数派クラスの識別性能を同時に考慮した評価指標を用いる必要がある。本論文では、各クラスの識別精度の調和平均をルール集合の評価指標に用いる。

3.3 ヒューリスティック生成法のベースパターン選択

ヒューリスティック生成法では Algorithm 2 の Line 4 の通り、誤識別パターンからベースパターンをランダムに選択する。不均衡データセットを学習に用いる場合、誤識別パターンの集合においても学習用データセットの不均衡度が反映されるため、多数派クラスのパターンがベースパターンに選択されやすくなる。ヒューリスティック生成法で生成されるルールはベースパターンのクラスを支持する場合が多く、結果的に多数派クラスのルールが多く生成される。したがって、データセットの不均衡度を考慮したベースパターンの選択が必要である。

提案手法では、各世代においてクラス h の誤識別パターンが選択される確率 $P(h)$ を以下のように定める。

$$P(h) = \frac{q_h}{\sum_{s=1}^M q_s} \quad (4)$$

$$q_s = \frac{NMP(s) - m_{s,used}}{m_s} \quad (5)$$

ここで、式 (5) の $NMP(s)$ 、 m_s 、 $m_{s,used}$ はそれぞれクラス s の誤識別したパターン数、総パターン数、ヒューリスティック生成に用いられたパターン数を表す。各世代においてヒューリスティック生成法により 1 つ目のルールを生成する時、 q_s は各クラスの誤識別率と等しい。その後、パターンが選択されるごとに $P(h)$ の値が更新される。これにより、前世代における各クラスの識別率、および現世代におけるベースパターン選択の状況に応じて、次のベースパターンが選択される。なお、全ての誤識別パターンが選択された場合、Algorithm 2 の Line 3 と同様に全てのパターンを選択可能とする。このとき、式 (5) において $NMP(s) = m_s$ 、および $m_{s,used} = 0$ と代入する。

3.4 ルール後件部の設定

ファジィルールの前件部 A_q の後件部クラス h に対する信頼度 $c(A_q \Rightarrow \text{Class } h)$ は、以下の式 (6)、(7) で計算される。

$$\mu_{A_q}(\mathbf{x}_p) = \prod_{i=1}^n \mu_{A_{qi}}(x_{pi}) \quad (6)$$

$$c(A_q \Rightarrow \text{Class } h) = \frac{\sum_{\mathbf{x}_p \in \text{Class } h} \mu_{A_q}(\mathbf{x}_p)}{\sum_{p=1}^m \mu_{A_q}(\mathbf{x}_p)} \quad (7)$$

ここで $\mu_{A_{qi}}(x_{pi})$ は属性値 x_{pi} のメンバシップ関数 A_{qi} に対するメンバシップ値、および $\mu_{A_q}(\mathbf{x}_p)$ はパターン $\mathbf{x}_p$ の A_q に対する適合度を表す。適合度総和を最大化するクラスが、前件部 A_q に対する結論部クラスとして獲得される。しかし、式 (7) は各クラスのパターン数に依存しているため、少数派クラスの信頼度は低くなり、少数派クラスの新規ルールが獲得困難になる。提案手法では、各クラスのパターン数に依存しないルールの信頼度を獲得するため、クラス h に対する信頼度を以下の式 (8) で再定義する。

$$c(A_q \Rightarrow \text{Class } h) = \frac{\sum_{\mathbf{x}_p \in \text{Class } h} \alpha_p \cdot \mu_{A_q}(\mathbf{x}_p)}{\sum_{p=1}^m \alpha_p \cdot \mu_{A_q}(\mathbf{x}_p)} \quad (8)$$

$$\alpha_p = \frac{m_{major}}{m_{C_{x_p}}} \quad (9)$$

ここで、式 (9) において m_{major} および $m_{C_{x_p}}$ はそれぞれ、多数派クラスのパターン数および $\mathbf{x}_p$ のクラスのパターン数である。 α_p は $\mathbf{x}_p$ のクラスのパターン数が少ないほど大きくなる。

4. 数値実験

数値実験では、従来の FGBML、代表的なオーバーサンプリング手法である SMOTE [6] を適用した FGBML に対して、提案手法における 4 つの変更点の各種 1 つのみを適用した FGBML、および提案手法で識別器を生成し、識別性能の比較を行う。これにより、各種変更点が FGBML に与える影響、および提案手法の不均衡データセットに対する有効性を調査する。なお、今回の実験では識別性能として、多数派クラスおよび少数派クラスの識別精度の算術平均である AUC を用いる。

4.1 データセット

数値実験では、KEEL-data set repository [7] より提供されている複数の不均衡な 2 クラスのデータセットを用いる。表 1 は今回の実験に用いたデータセットである。表 1 における Ba:mi1 以下のデータセットは、マルチクラスのデータセットを 2 クラスに変換した疑似 2 クラスデータセットである。コロン前の 2 文字は元のデータセットから取っており、それぞれ Ba = Bal, Ec = Ecoli, Gl = Glass, Ne = Newthyroid, PB = Page-blocks, Ve = Vehicle, Vo = Vowel, Ye = Yeast を表す。コロン後の記述について、“mi” は少数派クラス、“ma” は多数派クラスとする元クラスを表す。一例として、“Ba:mi1” は Bal

表1 データセット

名前	パターン数	属性数	$f_{\max}$	IR
Haberman	306	3	0.06	2.78
Spectfheart	267	44	0.55	3.85
Appendicitis	106	7	0.81	4.05
Ba:mi1	625	4	0.00	11.82
Ec:mi5	336	7	1.20	15.67
Gl:mi2	214	9	0.39	11.66
Ne:mi0	215	5	2.50	6.14
PB:ma0	5,472	10	0.51	8.80
PB:mi4	5,472	10	2.05	194.43
Ve:mi0	846	18	1.12	3.25
Ve:mi1	846	18	0.17	2.90
Vo:mi0	990	13	2.46	10.00
Vo:mi9	990	13	2.46	10.00
Vo:mi10	990	13	0.03	10.00
Ye:mi3	1,484	8	4.20	32.33
Ye:mi4	1,484	8	1.25	28.41
Ye:mi7	1,484	8	0.14	49.00
Ye:mi8	1,484	8	1.13	75.92

表2 実験設定

パラメータ	値
試行回数	20 (10CV×2)
終了世代	10,000
交叉確率	0.9
突然変異確率	1/n (n: 属性数)
“don't care”適用確率	(n-5)/n
個体群サイズ	100
新規個体生成数	20
近傍個体群サイズ (SMOTE)	5
サポートパターン数	5

データセットのクラス1を少数派クラスとし、それ以外のクラスを多数派クラスとした2クラスデータセットを表す。表1において、 $f_{\max}$ は、2クラスのデータセットにおける属性値の重なり度合いを示す指標であり、以下の式(10)で求められる[8]。

$$f_{\max} = \max_i \left\{ \frac{(\mu_{i1} - \mu_{i2})^2}{\sigma_{i1}^2 + \sigma_{i2}^2} \right\} \quad (10)$$

ここで $\mu_{i1} \cdot \mu_{i2} \cdot \sigma_{i1}^2 \cdot \sigma_{i2}^2$ はそれぞれ、各クラスにおける i 番目の属性値の平均および分散を表す。識別問題では、ある属性においてクラス間のパターン分布の重なり度合いが小さければ、その属性により識別が容易となる。式(10)より、 $f_{\max}$ が小さいデータセットほど、クラス間のパターン分布の重なり度合いが大きい。また、表1のIR (Imbalanced Rate) は少数派クラスのパターン数を1としたときの多数派クラスのパターン数の比率であり、IR が大きいデータセットほど2クラス間のパターン数の比率に偏りがある。その他の実験設定は表2に示す。

表3 AUCの平均値

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

4.2 実験結果および考察

実験結果を表3に示す。表3で、Haberman, Spectfheart, Appendicitisの名前は省略して示す。また、BASEは従来のFGBML, RU-Fは3.1節のルールの評価関数の重みづけ, RS-Fは3.2節のルール集合の評価関数変更, HEUは3.3節のヒューリスティック生成法のベースパターン選択, CONは3.4節のルール後件部の設定のそれぞれのみを適用したFGBML, およびPROは提案手法を表す。太字は各データセットにおける最良の結果を示す。また、Wilcoxonの順位検定(有意水準5%)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3より、多くのデータセットについて提案手法が有意差のある最良値を示したことから、提案手法はFGBMLを不均衡データセットに対応できるよう拡張したと言える。特に、提案手法はSMOTEに対しても優位であることが分かる。

各変更点を分析すると、CONが他の変更を適用した場合と比較して、多くのデータセットにおいて識別性能を大きく改善させている。また、RS-Fはオーバーラップの弱い複数のデータセットにおいてのみ識別性能を改善させているが、RU-FおよびHEUではほぼ全てのデータセットにおいて識別性能が低下している。これらのことから、ルール評価関数、ルール集合の評価関数、およびベースパターン選択に対する変更は、それ単体では有効性が乏しいことが分かる。これらの変更が有効に働くためには、個々のIf-thenルールの生成時から不均衡データに対応した調整を加えることが必要であると推測される。

5. 終わりに

本研究ではMichigan型FGBMLに対して、不均衡な2クラスデータセットを取り扱うための拡張手法を提案した。数値

実験より提案手法では、ルール評価関数、ルール集合の評価指標、ヒューリスティック生成法、およびルール後件部の調整を行うことにより、不均衡データセットに対しても適用可能なFGBMLを実現した。今後の課題は、既存のFGBMLの改良を提案手法に適用することによる解釈性能を保持した識別性能の向上が挙げられる。

謝辞

本研究は、本研究は科研費・基盤研究C(19K12159)の助成を受けたものである。

参考文献

- [1] A. Adadi and M. Berrada: "Peeking Inside the Black-Box: A Survey on Explainable Artificial Intelligence (XAI)," *IEEE Access*, Vol.6, pp. 52138-52160, 2018.
- [2] H. Ishibuchi and T. Nakashima: "Improving the performance of fuzzy classifier systems for pattern classification problems with continuous attributes," *IEEE Trans. on Industrial Electronics*, Vol.46, No.6, pp. 1057-1068, 1999.
- [3] Y. Nojima, K. Watanabe, and H. Ishibuchi: "Variants of heuristic rule generation from multiple patterns in Michigan-style fuzzy genetics-based machine learning," *Proc. of the Conf. on Technologies and Applications of Artificial Intelligence (TAAI 2015)*, Nov. 20-22, Tainan, pp. 427-432, 2015.
- [4] H. Ishibuchi, T. Nakashima, and T. Morisawa: "Voting in fuzzy rule-based systems for pattern classification problems," *Fuzzy Sets and Systems*, Vol.103, No.2, pp. 223-238, 1999.
- [5] Y. Nojima, S. Takemura, K. Watanabe, and H. Ishibuchi: "Michigan-style fuzzy GBML with (1 + 1)-ES generation update and multi-pattern rule generation," *Proc. of Joint 17th World Congress of Int. Fuzzy Systems Association and 9th Int. Conf. on Soft Computing and Intelligent Systems (IFSA-SCIS 2017)*, Jun. 27-30, Otsu, pp. 1-6, 2017.
- [6] N. V. Chawla, K. W. Bowyer, L. O. Hall, and W. P. Kegelmeyer: "SMOTE: Synthetic minority over-sampling technique," *J. of Artificial Intelligence Research*, Vol.16, pp. 321-357, 2002.
- [7] KEEL: "A software tool to assess evolutionary algorithms for Data Mining problems (regression, classification, clustering, pattern mining and so on)," <https://sci2s.ugr.es/keel/datasets.php> [accessed Aug. 13, 2019]
- [8] S. Alshomrani, A. Bawakid, S. O. Shim, A. Fernández, and F. Herrera: "A proposal for evolutionary fuzzy systems using feature weighting: Dealing with overlapping in imbalanced datasets," *Knowledge-Based Systems*, Vol.73, pp. 1-17, 2015.

(2020年10月5日 受付)
(2020年10月23日 採録)

[問い合わせ先]

〒599-8531 大阪府堺市中区学園町 1-1
大阪府立大学大学院工学研究科
増山 直輝
TEL: 072-254-9198
FAX: 072-254-9825
E-mail: masuyama@cs.osakafu-u.ac.jp

著者紹介

にしはら あきひろ
西原 光洋 [非会員]

2019年大阪府立大学工学域卒業。現在、同大学大学院工学研究科在学中。遺伝的ファジィシステムに関する研究に従事。

ますやま なおき
増山 直輝 [正会員]

2010年日本大学理工学部航空宇宙工学科卒業。2012年首都大学東京システムデザイン研究科ヒューマンメカトロニクスシステム学域(現:知能機械システム工学域)博士前期課程修了。2016年マレーシア国マラヤ大学計算機科学・情報技術学部人工知能学科博士後期課程修了。博士(工学)。2016年マラヤ大学計算機科学・情報科学部博士研究員。2017年より大阪府立大学工学研究科電気・情報系専攻知能情報工学分野助教。現在に至る。主にデータマイニングや教師なし学習の研究に従事。IEEE, 日本知能情報ファジィ学会の会員。

のじま ゆうすけ
能島 裕介 [正会員]

1999年大阪工業大学工学部機械工学科卒業。2001年同大学大学院工学研究科博士前期課程機械工学専攻修了。2004年神戸大学大学院自然科学研究科博士後期課程システム機能科学専攻修了。同年大阪府立大学大学院工学研究科助手。2007年同助教。2013年同准教授。2020年同教授。現在に至る。博士(工学)。進化的ファジィシステム、多目的知識獲得、進化的多目的最適化などの研究に従事。

いしごろ ひさお
石瀨 久生 [非会員]

1985年京都大学工学部機械系精密工学科卒業。1987年同大学大学院工学研究科修士課程精密工学専攻修了。同年大阪府立大学工学部助手。1993年同講師。1994年同助教。1999年同教授。2017年南方科技大学計算機科学工学科講座教授。現在に至る。博士(工学)。進化的多目的最適化、ファジィ識別システム、ファジィ遺伝的機械学習などの研究に従事。IEEE Fellow。

Michigan-Style Fuzzy Genetics-Based Machine Learning for Class Imbalance Data

by

Akihiro NISHIHARA, Naoki MASUYAMA, Yusuke NOJIMA, and Hisao ISHIBUCHI**Abstract:**

Recently, interpretability of classifiers has been actively discussed in some real-world applications like medical and financial fields. Michigan-type Fuzzy Genetics-based Machine Learning (FGBML) is one of the most-well known methods for generating fuzzy classifiers with high interpretability. However, many real-world classification problems require high classification performance of a specific class which is less frequent than the others. For those problems, fuzzy classifiers generated by FGBML often have low classification performance for minority classes. Therefore, in this study, we extend FGBML for minority classes by applying the following four operations to the conventional Michigan-type FGBML: i) weighting the rule evaluation function by the number of patterns for each class, ii) changing the rule set evaluation function to the harmonic mean of the classification accuracy of each class, iii) selecting the base pattern in the heuristic rule generation based on the classification accuracy of each class, and iv) weighting the consequent part of each rule by the ratio of the number of the patterns between classes. Through computational experiment, we examine the effect of each change on the classification performance and show that the proposed method generates a fuzzy classifier with better classification performance than the conventional FGBML with SMOTE.

Keywords: fuzzy classifier, genetics-based machine learning, imbalance dataset

Contact Address: **Naoki MASUYAMA**

Osaka Prefecture University
1-1 Gakuen-cho, Naka-ku, Sakai, Osaka 599-8531, Japan
TEL: +81-72-254-9198
FAX: +81-72-254-9825
E-mail: masuyama@cs.osakafu-u.ac.jp