ビジネス問題に適用可能な記憶に基づく推論

A Memory-Based Reasoning Applicable to Business Problems

前田 一穂
Kazuho Maeda

株式会社富士通研究所
Fujitsu Laboratories Ltd.
maeda.kazuho@jp.fujitsu.com

柳沼 義典 (同上)
Yoshinori Yaginuma yaginuma@jp.fujitsu.com

Keywords: memory-based reasoning, feature weighting, classification, credit management

Summary

Recently, data mining is remarkable as a practical solution for huge accumulated data. The classification, the goal of which is that a new data is classified into one of given groups, is one of the most generally used data mining techniques. In this paper, we discuss advantages of Memory-Based Reasoning (MBR), one of classification methods, and point out some problems to use it practically. To solve them, we propose a MBR applicable to business problems, with self-determination of proper number of neighbors, proper feature weights, normalized distance metric between categorical values, high accuracy despite dependent features, and high speed prediction. We experimentally compare our MBR with usual MBR and C5.0, one of the most popular classification methods. We also discuss the fitness of our MBR to business problems, through an application study of our MBR to the financial credit management.

1. はじめに

近年、ネットワークの発達やストレージの低価格化により、データ蓄積が低コストで可能になり、様々な企業や組織で大量のデータが日々蓄積されつつある。一方、蓄積データの活用は不十分であり、その有効活用が急務となっている。その解決方法として、データから価値ある情報を発見する「データマイニング」技術が注目されている。

データマイニングの一分野である分類は、ある対象があらかじめ与えられたグループのいずれに属するかの判別が目的である。その手法として、多変量解析、ニューラルネットワーク [Rumelhart 86]、決定木 [Quinlan, Breiman 84] などが提案されてきた。これらは、過去の事例を元に問題空間を抽象化したモデルを作成し、そのモデルに予測対象を当てはめて予測を行うため、モデルベースの予測手法と呼ばれる。

一方、記憶に基づく推論 (Memory-Based Reasoning : MBR) はモデルを事前に用意せず、予測時に過去の事例から類似データを探索して予測結果を算出する手法である。この手法は予測過程においてモデル化による問題空間の抽象化を伴わないため高い判別能力を有する。一方、予測対象ごとに類似データ探索を行うため、予測時に多

くの計算量が必要という問題点が指摘されてきたが、計算機性能の向上による計算時間短縮によりこの問題は解消されつつあり、近年この手法が注目されている。

本稿では、MBR の実用上の問題点とその解決方法、実問題での効果について述べる。以下、2 章において MBR モデルベースの予測手法と比較しつつ MBR の特徴を説明する。さらに、3 章において実用上の問題点を指摘するとともに、その問題点の解決方法を提案し、4 章においてその効果を実験により確認する。また、5 章において実問題への応用例として金融と信用問題への適用例を示し、MBR がビジネスユースに適した分析手法であることを議論する。

2. MBR の一般的な特徴と性質

2.1. MBR とは

Memory-Based Reasoning (MBR) [Stanfill 86, 毛利 97] とは分類手法の一つであり、目的変数が既知の過去の事例 (既知事例) から、分類したい事例 (テスト事例) に類似した複数の事例を探索し、その (重み付き) 多数決により分類先を決定する手法である。探索する類似事例の数 (k) はあらかじめ設定しておく場合が多い。 $k=3$ である簡単な例を図 1 に示す。テスト事例に類似した 3 個の

図 1 MBR の概要

事例を探査し、その多数決（+が2個、-が1個）により、+と分類している。図1では年齢、職業の2次元（2つの説明変数）で表現したが、実際にはより多くの説明変数を用いて分類するのが一般的である。

MBRでは、説明変数ごとにどれだけ分類に有用かという評価を行い、既知事例とテスト事例間の距離計算の際に、より有用な説明変数を重要視することで正答率を上げようという試みがなされる。この評価値を本稿では影響度と呼ぶ。その一例として、cross-category feature importance(CCF)を説明する。CCFは[Stanfill 86]で提案された影響度計算手法であり、式(1)で計算される。

$$w_i(v_i) = \sum_c p(c | v_i)^2 \quad (1)$$

但し、 i は説明変数番号、 v_i はテスト事例の説明変数値、 c は目的変数値、 $p()$ は既知事例集合における条件付き確率を表す。CCFはテスト事例の説明変数値付近の局所的な目的変数値の分布（目的変数分布）の偏りが大きいほど大きな値を示し、完全に等分であれば最小値をとる。

上記影響度を用いた MBR 計算方法を以下に述べる。まず、説明変数値 u_i 、 v_i 間の距離 $d_i(u_i, v_i)$ と各類似事例の類似度 $S(u, v)$ を式(2)(3)で計算する。但し σ_i は説明変数 i の標準偏差である。

$$d_i(u_i, v_i) = \begin{cases} (u_i - v_i) / \sigma_i & (\text{数値説明変数}) \\ 0 & (u_i = v_i) \\ 1 & (u_i \neq v_i) \end{cases} \quad (2)$$

$$S(u, v) = 1 / \sqrt{\sum_i w_i(v_i) \times d_i(u_i, v_i)^2} \quad (3)$$

次に、類似度による重み付き目的変数分布から確信度を算出する。即ち、式(3)で得られる類似度を用いて抽出した上位 k 個の類似事例について、目的変数値ごとの類似度の和 T_c を求め、式(4)により目的変数値 c の確信度 A_c を求める。明らかに全目的変数値の確信度の和は 1 である。

$$A_c = T_c / \sum_d T_d \quad (4)$$

T_c を最大とする c がテスト事例の分類先となる。

この確信度は、類似事例の目的変数分布から算出されるため、確信度の値そのものが期待値に近いことが期待でき、また利用者が根拠(類似事例)との関係を理解しやすいという利点をもつ。

2.2. MBR の利点

MBR はモデルベースの予測手法と異なり、モデルを用いずデータそのものから予測する。このことから次のような利点を持っている。

1. 大量データに対して高い正答率が期待できる
2. 既知事例の増加・変化に柔軟に対応できる

1.の高い正答率の理由としては、

- 判別関数や決定木に比べ、MBR は細かい目的変数値間の境界線を問題空間に引くことができること [毛利 97]
- 一般のモデルベースの手法が事例空間全体で一つのモデルの作成するのに対し、MBR はいわばテスト事例ごとに局所的なモデルを作っていることが挙げられる。

2.の既知事例の変化への柔軟な対応とは、MBR は複雑なモデル化を行わず事例をそのまま使用するため、既知事例集合の変化に容易に対応できることを意味する。それに対し、モデルベースの分類手法では、再モデル化を伴うため、既知事例の増加・変化への追従に高いコスト、手間が必要である。

3. MBR の問題点とその解決

我々は、MBR を実データに適用するため、MBR の問題点を解決してきた[柳沼 98]。解決の際には、実データへの適用を考慮し、計算量の増加を極力抑えている。本章ではそのいくつかを説明する。

3.3. 影響度計算方法

代表的な影響度計算方法である CCF の場合、式(1)より明らかなように、全体の目的変数分布を考慮しない。実データでは目的変数と独立な説明変数がしばしば存在するが、CCF 影響度ではこの変数の影響度が 0 とならず、この説明変数が予測結果に悪影響を及ぼす可能性がある。これを改善するため、我々は式(5)の影響度を提案した[柳沼 98]。(以下では newCCF と呼ぶ)

$$q(v_i, c) = p(c | v_i) / p(c)$$

$$w_i(v_i) = \frac{\sum_c \left| \frac{q(v_i, c)}{\sum_d q(v_i, d)} - \frac{1}{N_c} \right|}{2 - \frac{2}{N_c}} \quad (5)$$

但し, N_c は目的変数値の数を表す. 目的変数が 2 値の場合の局所的な目的変数分布と newCCF 影響度の関係を図 2 に示す. 横軸が局所的な目的変数分布($p:1-p$), 縦軸が影響度, 1:9, 5:5 はそれぞれ全体の目的変数分布が 1:9, 5:5 の場合の newCCF の影響度を示す. 式(5)および一例として示した図 2 より, newCCF 影響度は以下の特徴をもつ.

- 局所的な目的変数分布が全体の目的変数分布と等しいとき最小値 (0) をとり, 両者のずれが大きいほど大きな値をとる. 局所的に目的変数が 1 つの値しかとらない場合, 最大値 1 をとる. この結果, 全体の目的変数分布が考慮されていると同時に, 目的変数と独立な説明変数に対しては影響度が 0 となり, 予測結果への悪影響を回避できる.
- 全体の目的変数分布が 1:9 であるときの newCCF 影響度は, 最小値の右側で上向きに大きく膨らんでいる. これは, ある少頻度な目的変数値が存在する実データにおいて, この目的変数値が局所的に多数を占めるケースは稀であることを踏まえている. 多数は占めなくとも全体分布より増加しているケース (図 2 における $p=0.3$ 辺り) でも十分意味があり, このときに比較的大きな影響度を与えることで, より高い正答率を達成することを狙っている.

3.4. カテゴリ値間距離計算方法

式(2)のように, 通常 MBR におけるカテゴリ値間の距離は, 異なっている場合 1, 一致している場合 0 である (overlap 法). 一方で, カテゴリ値の組み合わせごとに異なる距離を設定することにより, 高い正答率を得ようとする試みもなされる. この距離を自動的に決定する方法として, しばしば Value Difference Metric (VDM) [Stanfill 86, Scott 93] が用いられる. VDM は, 各カテゴリ値における目的変数値の分布の差からカテゴリ値間の距離を求める手法であり, カテゴリ値 v_1, v_2 間の距離は式(6)で与えられる.

$$d(v_1, v_2) = \sum_c (p(c|v_1) - p(c|v_2))^2 \quad (6)$$

この距離は各カテゴリ値における目的変数値の分布が一致する場合 0 であり, 分布のずれが大きくなるにつれ距離は大きくなる. 最大値は 1 である.

しかし, VDM を用いても必ずしも精度が向上しないことが知られている [Wettschereck 97]. その要因として, VDM による距離が目的変数値分布の変化に対して過敏であること, この距離が 1 よりかなり小さくなる傾向があり, 予測結果に対するカテゴリ値説明変数の影響が数値説明変数に比べ小さくなりやすいことが挙げられる.

そこで, 我々は正答率の向上を目指し, 以下のカテゴリ間距離計算方法を提案する (Normalized VDM: NVDM). まず, 従来の VDM に対し, カテゴリ値間距離に対する

図 2 newCCF 影響度

目的変数値分布の影響を小さくするため平方根を取る (式(7)). さらに, 数値変数とのバランスをとるため, 異なるカテゴリ値間の距離の平均が 1 となるよう正規化を行う (式(8)). 但し $N(x)$ はカテゴリ値 x の頻度である.

$$d_r(v_1, v_2) = \sqrt{d(v_1, v_2)} \quad (7)$$

$$d_n(v_1, v_2) = d_r(v_1, v_2) / \frac{\sum_x \sum_{y \neq x} d_r(x, y) N(x) N(y)}{\sum_x \sum_{y \neq x} N(x) N(y)} \quad (8)$$

3.5. 独立でない説明変数の影響除去

MBR は, 各説明変数の値の差を加算する計算方法 (式(3)) のため, 互いに独立でない説明変数が予測に悪影響を及ぼす可能性がある. 例えば, ある説明変数と同内容の変数を追加すると, 本質的な問題空間は不変であるにも関わらず, その説明変数の予測への影響は倍になってしまふ. 分析者は重複した説明変数の探索・除去により, この悪影響を極力回避している.

一方, 主成分分析により各説明変数間の重複度を求め, それを用いて影響度を修正するアプローチもなされる. しかし, 従来手法 (QM2m) [Mohri 94] では, ある累積寄与率までの主成分を等しく使用し, それ以外の主成分は使用しないため, 適切な結果を得るためには分析者が適当な累積寄与率を指定しなければならなかった. そこで, 我々はその指定を不要とする以下の方法を提案する (m は説明変数数). 以下では, 提案手法を PCA, それに対し特に影響除去しない場合を noPCA と呼ぶ.

1. 主成分分析を行い, 固有値 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_m$ と重みベクトル $w_1, w_2, \dots, w_m$ を求める.¹
2. $\{w_i\}_j$ を重みベクトル w_i の第 j 要素としたとき, 式(9)により各説明変数の修正度 m_j を求め², 各影響度にこの値をかけることで修正する.³

¹ カテゴリ値変数は各変数の最小頻度値を除きダミー変数展開しておく. m はダミー変数展開後の変数数となる.

² カテゴリ値変数の修正度は, ダミー変数展開後の各変数の修正度の頻度重み付き平均により求める.

³ 実際には式(9)右辺の分母は常に 1 である.

$$m_j = \left(\frac{\sum_{\lambda_i > 1} \{w_i\}_j^2 + \sum_{\lambda_i \leq 1} \lambda_i \{w_i\}_j^2}{\sum_{i=1}^m \lambda_i \{w_i\}_j^2} \right) \quad (9)$$

λ_i は事例空間における第 i 主成分の分散に等しく、これが 1 よりも大きいことは、元の説明変数における第 i 主成分の重複を示す。したがって、式(9)による修正は説明変数間の重複分だけ各変数の影響度から減じていることに相当する。

簡単な例として、以下のような 3 数値説明変数である既知事例集合を考える。

- 第 1 説明変数と第 2 説明変数は同一
- 第 3 説明変数は他の 2 変数と無相関

除去すべきは第 1, 2 説明変数の半分である。主成分分析の結果、式(10)の固有値と重みベクトルが得られ、各説明変数の修正度が計算される(式(11))。

$$\lambda_1 = 2, \quad w_1 = \begin{pmatrix} 1/\sqrt{2} \\ 1/\sqrt{2} \\ 0 \end{pmatrix}, \quad \lambda_2 = 1, \quad w_2 = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix}, \quad \lambda_3 = 0 \quad (10)$$

$$m_1 = \frac{1}{2}, \quad m_2 = \frac{1}{2}, \quad m_3 = 1 \quad (11)$$

第 1 主成分は第 1, 2 説明変数に共通して出現するため、その固有値は 2 であり、式(11)によりその半分(重複分)が除去される。

3.6. 類似事例数の自動決定

最適な類似事例数を推定する解析的な方法は知られていない。そのため、分析者が試行錯誤の末、類似事例数を決定している。

我々は交差検定を用いた実験的な方法で類似事例数を決定するアプローチをとった。その際に MBR 予測で最も計算量を必要とする類似事例の探索を効率化するため以下の方法を用いた。[柳沼 98]

1. 最大類似事例数(K)を指定
2. 既知事例集合からの無作為抽出により一定事例数(R)の部分集合を作成
3. 上記部分集合の各事例について、既知事例集合(自身の事例は除いておく)から K 個の類似事例を探索
4. 類似事例数(k)を変えながら、それぞれで予測
5. 正答率の移動平均が最も高い類似事例数を採用

以上の方法により、多くの類似事例数(k)を比較するにも関わらず、ほぼ既知事例集合のサイズに比例する時間で必要な類似事例を探索でき、現実的な計算時間で類似事例数を決定できる。

3.7. 高速化

MBR はそのアルゴリズムの特性上、テスト事例ごとにその類似事例の探索を行わなければならない、予測時の計

算量が大きくなる。その処理のほとんどはテスト事例と各既知事例間の距離計算が占める。この部分の高速化のための前処理手法がいくつか知られているが[毛利 97]、これらには以下のような問題点が存在する。

- 実データによく見られる多くの説明変数を持つデータに対し効果が見られない[Weber 98]
- 前処理を必要とするため既知事例集合の変更に迅速に対応できない
- 前処理手法のいくつかは事例の削除を行うため、確信度と期待値の一致という利点がなくなる

したがって、我々は前処理を行わない、よりシンプルな以下の二方法で高速化を図った。

- 不要な類似度計算の打ち切り
- 並列化

前者は、式(3)より、ある既知事例とテスト事例間の類似度計算の際に、類似度が単調減少することを利用する。即ち、計算中の類似度が現在の類似事例集合の最小類似度よりも小さくなった時点で、その既知事例に関する計算を打ち切り、次の既知事例の計算へ移行する。

後者は、既知事例ごとにテスト事例との類似度計算が独立であることを利用する。即ち、既知事例を分割して複数のプロセスに割り当て、それぞれで類似事例集合を求め、最後にその中から全体の類似事例集合を求める。その際、類似度の計算打ち切りが有効に働くよう、適当な間隔で、各プロセスが持つ類似事例の類似度を交換している。[Maeda 97]

4. 実験

4.8. 実験条件

次節以降の実験には UCI Machine Learning Laboratory[UCI]で得られるデータセット中、事例数 500 以上である 47 のデータセットを用いた(表 1)。手法間の正答率比較では、それらをランダムに 10 等分した交差検定により正答率を測定し、データセットごとにより高い正答率を示した手法を勝ちとした。但し、カイ 2 乗検定において、片側危険率 50% で独立性が棄却された場合は引分、片側危険率 5% で独立性が棄却された場合は優勢・劣勢とした。

4.9. 類似事例数の自動決定

類似事例数自動決定の効果を確認するため、以下の 3 種類の方法で類似事例数を決定し、正答率を比較した。

- 自動決定: MBR の類似事例数自動決定機能を使用
- 従来分析: 交差検定の各セットの既知事例集合について、1 から 200 までのいくつかの類似事例数⁴で

⁴ 比較した類似事例数は 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 15, 20, 25, 30, 40, 50, 60, 70, 80, 90, 100, 120, 140, 160, 180, 200

10 等分の交差検定を行い、正答率が最良であるものを採用。従来の分析者による試行錯誤に対応する。

- 最適：1 から 200 までの全ての類似事例数で交差検定を行い、正答率最良のものを採用。評価にテスト事例の正解が必要なため、実運用には適用不可能であるが、参考として比較した。

他の条件は、newCCF 影響度、overlap 法、noPCA であり、“自動決定”時のパラメータには、経験上十分大きな以下の値を指定した。(N は既知事例数)

$$K = 100 + \sqrt{N} / 2, \quad R = 2000 \quad (12)$$

他の 2 手法に対する“自動決定”の比較結果を表 2 に示す。実運用に適用不可能な“最適”には劣るが、“従来分析”とは同程度の正答率である。一方、本実験において“従来分析”の 100 分の 1 以下の計算時間であるように、類似事例数の決定に必要な時間と手間は“自動決定”が少なく、実運用では“自動決定”が有効であるといえる。

4.10. 影響度計算方法

従来の CCF 影響度と、我々が提案した newCCF 影響度の正答率を比較した。他の条件は、類似事例数自動決定、overlap 法、noPCA である。newCCF 影響度の CCF 影響度に対する優劣を表 3 に示す。我々の提案した影響度により、正答率の向上が確認できた。

4.11. カテゴリ値間距離計算方法

カテゴリ値間距離計算方法の効果を検証するため、overlap 法、従来の VDM、我々の提案した NVDM の 3 手法の正答率を比較した。他の条件は、類似事例数自動決定、newCCF 影響度、noPCA である。overlap 法と VDM に対する NVDM の優劣を表 4 に示す(但し、カテゴリ値説明変数が存在しないデータセットは除外)。NVDM により、overlap 法、VDM の両者に対して正答率の向上が確認できた。

4.12. 独立でない説明変数の影響除去

PCA の効果を測定するため、従来手法(noPCA)との正答率比較を行った。それぞれの計算方法は newCCF 影響度、overlap 法、類似事例数自動決定である。さらに、各データセットにおいて任意の一つの説明変数を 10 及び 100 重複させ、PCA と noPCA で正答率比較を行った。各条件での noPCA に対する PCA の優劣を表 5 に示す。元のデータセットでは、PCA と noPCA で大きな差は見られない。しかし、重複変数の増加に伴い、PCA が noPCA に対し優勢になっており、PCA が重複変数の悪影響を回避していることが分かる。

4.13. 高速化

以下の速度測定には、表 1 の covtype データセット(説明変数 12、事例数 581,012)を既知事例 9 割、テスト事例

表 1 実験に使用したデータセット

abalone	adult	advertisements	anneal	bands	car
cmc	connect-4	covtype	crx	diabetes	dna
flare	german	isolet	kr-vs-kp	krkopt	letter
lrs	meta	mfeat	murphy	mushroom	musk
nursery	optdigits	page-blocks	pendigits	sat	segmentation
shuttle	spambase	thyroid-allbp	thyroid-allhyper	thyroid-allhypo	thyroid-allrep
thyroid-ann	thyroid-dis	thyroid-hypothyroid	thyroid-sick	thyroid-sick-euthyroid	thyroid0387
tic-tac-toe	water-treatment	waveform	waveform-noise	yeast	

表 2 類似事例数自動決定 正答率比較結果

	勝	優勢	引分	劣勢	敗
対従来分析	1	1	41	3	1
対最適	0	0	33	13	1

表 3 newCCF 影響度計算方法 正答率比較結果

	勝	優勢	引分	劣勢	敗
対 CCF	9	11	19	4	4

表 4 カテゴリ値間距離計算方法(NVDM) 正答率比較結果

	勝	優勢	引分	劣勢	敗
対 overlap	3	2	23	0	1
対 VDM	5	5	13	5	1

表 5 PCA の noPCA に対する正答率比較結果

重複変数数	勝	優勢	引分	劣勢	敗
なし	2	3	37	5	0
10	3	8	30	5	1
100	8	13	21	4	1

表 6 MBR 計算打ち切りあり、なしの計算時間(単位秒)

	打ち切りあり	打ち切りなし	倍率
全体	3,383	15,350	4.54
内予測部分	3,096	14,744	4.76

図 3 MBR 並列化効率

1 割に分割したものをを用いた。計算方法は newCCF 影響度、overlap 法、類似事例数自動決定、noPCA を選択、自動決定された類似事例数は 5 であった。なお、並列数 1 の測定には逐次実行用プログラムを使用しており、並列処理のオーバーヘッドは含まれていない。

まず、計算打ち切りの効果を確認するため、並列数 1 における計算打ち切りあり、なしの計算時間の違いを表 6 に示す。測定には Fujitsu GP7000F モデル 400A(300MHz SPARC64 GP×2, Solaris7)を用いた。予測部分は、全体の実行時間から既知事例読み込みや類似事例数自動決定の時間を除いたものであり、テスト事例数にほぼ比例する。全体時間、予測時間とも計算打ち切りにより 4 倍以上の高速化が得られており、計算打ち切りの有効性を示している。

次に、並列化した MBR における、全体と予測部分の並列化効率の測定結果を図 3 に示す。測定は Fujitsu GP7000S モデル 350(UltraSPARC 400MHz×8CPU, Solaris7)上で、計算打ち切りありで行った。並列数 1 の場合、全体で 4,598 秒、そのうち予測部分は 4,225 秒であった。全体、予測部分ともに高い並列化効率を達成できており、特に予測部分の場合、8 並列で 7.18 倍(589 秒)という高い並列化効率を得られた。

4.14. 確信度

次の実験では、確信度が実際の期待値に近いことを確認する。測定には表 1 の adult データセット(説明変数 14, 事例数 48,842)を使用した。このデータセットの目的変数値は“>50K”、“≤50K”の 2 値である。newCCF 影響度、類似事例数自動決定、overlap 法、noPCA を用い、交差検定により全事例の“>50K”確信度を計算後、確信度を 0.1 刻みで区分し、それぞれの区分での事例数、MBR が出力した“>50K”確信度の平均、目的変数値として“>50K”を持つ事例の割合を測定した。その結果を表 7 に示す。各区分において確信度の平均と値“>50K”の割合はほぼ一致しており、MBR の確信度は実際の期待値に近いことが確認できた。

4.15. 決定木との比較

我々の提案した MBR(newCCF 影響度、NVD、noPCA、類似事例数自動決定)と代表的な決定木の手法である C5.0[Quinlan]との間で正答率の比較を行った。C5.0 に対する MBR の優劣を表 8 に示す。全体として、MBR が高い正答率を達成している。特に、MBR が劣った事例のうち 10 個は同じデータ(thyroid)から派生したデータセットであり(これらのデータセットでは MBR の 8 敗 2 劣勢である)、このことを勘案すると両者の差はさらに広がる。

このときの決定木のサイズ(出力ファイルの決定木部分の行数⁵)およびその正答率と、MBR、C5.0 間の正答率の優劣の関係を図 4 に示す。この図では一つの点が一つのデータセットを表している。C5.0 が優ったデータセットはこの図の左上に集中しており、右下に近づくほど MBR が優る傾向が強くなっている。

この現象は直感的に理解できる。C5.0 の決定木のサイ

表 7 確信度と実際の目的変数値確率

>50K 確信度	事例数	確信度平均	>50K 割合
0-0.1	24,445	0.02	0.03
0.1-0.2	4,976	0.15	0.14
0.2-0.3	3,542	0.25	0.23
0.3-0.4	2,787	0.35	0.32
0.4-0.5	2,461	0.45	0.42
0.5-0.6	2,210	0.55	0.51
0.6-0.7	2,138	0.65	0.59
0.7-0.8	1,988	0.75	0.70
0.8-0.9	1,664	0.85	0.80
0.9-1.0	2,631	0.96	0.96

表 8 MBR の C5.0 に対する正答率比較結果

	勝	優勢	引分	劣勢	敗
全データセット	19	6	4	6	12
除 thyroid 系	19	6	4	4	4

図 4 C5.0 モデルサイズ・正答率と MBR との優劣の関係

ズは C5.0 が生成したモデルの複雑さを示していると考えられるため、図 5 の左上のデータセット群は、単純なモデルで表現可能であると言える。逆に右下に近づくほど複雑なモデルが必要なデータセット、あるいは C5.0 モデルでは十分に表現できないデータセットである。したがって、C5.0 は左上のデータセット群に対し高い正答率を示し、反対に MBR はモデルを生成しない手法であるため右下のデータセット群に対しても相対的に高い正答率を維持していると考えられる。我々の経験によれば、実データ分析では簡単なモデルでは表現不可能な複雑な問題が多く出現する傾向にある。この点において、MBR は決定木等のモデルベースの予測手法と比較して、より実データ向きであるといえる。

5. 金融与信問題への適用

5.16. ビジネスユースのための要件

データマイニングシステムをビジネスユースとして

⁵ おおよそノード数とリーフ数の和に等しい

実用化、普及させるためには、分析者のみでなく、分析経験のない利用者也活用できることが重要である。我々は、データ分析やデータマイニングシステムの顧客適用の経験から、以下の要件を満たすことが重要であると考える。

- データ状況変化への対応が容易(分析者でなくてもデータ更新への対応が可能)
 - データ分析手法に関する深い知見がなくても結果の検証が可能
 - データ分析手法を用いた場合の効果の推定が容易
- これらはいずれもデータ分析の一般的な要件である。しかし、一般の汎用分析システムでは、非分析者の利用は前提とされておらず、これらの要件を十分に満たせない場合が多い。

以下では、金融と信問題への適用例を通じ、MBR がこれらの要件を満たすことを議論する。

5.17. 金融と信問題とは

金融と信問題とは、銀行などの貸し手が、融資先にどの程度信用を供与できるかを評価することである。十分な信用を供与できないと判断した場合には、融資の停止、融資の減額等の対応が取られる。近年の金融自由化の中で金融機関間の競争も激化しており、金融機関の与信問題に対する関心も高まってきている。

以下では、様々な金融機関において共通に扱われる、無担保個人ローンの初期与信問題を例として取り上げる。初期与信では、新規顧客の融資申込みに対し、実際に融資を行うかどうかを判断する。以下では、実際の分析、運用に関して必要とされている要件についてまとめ、それらについて MBR と従来のモデルベース手法との比較を行う。

5.18. 変化への的確な対応

初期与信の目的は、借りたお金を着実に返却する顧客に融資しつつ、貸し倒れを引き起こす可能性が高い危険な顧客への融資を避けることにある。特に近年、景気や社会構造等の様々な状況変化が激しくなるにつれ、これらの変化への的確な対応が強く求められている。

従来は、多変量解析、ニューラルネットワーク、決定木等のモデルベースの手法により、データを抽象化したモデルを作成し、そのモデルを用いて顧客の信用リスクを予測するのが一般的であった。この場合、分析パラメータの設定や説明変数の選択など、高い技術を持つ分析者の多大な工数が必要となる。このため、モデルの頻繁な更新が難しく、変化への的確な対応ができない場合が多い。

それに対し、MBR の利用により、モデルベース手法の場合に発生する上の問題を回避することができる。

MBR では、現状への対応は既知事例の差し替え(洗い替え)により行われる[松本 01]。この際、我々が提案し

図 5 MBR 予測による効果

た手法(影響度計算方法、類似事例数自動決定、独立でない説明変数の影響除去)が、分析パラメータの設定や説明変数の選択を不要とし、洗い替えを容易にする。

利用者は、影響度により説明されるデータの特徴や、MBR を用いて計算される効果が妥当であるかなどの結果を検証するだけでよい。これらは、特に MBR に関する深い理解がなくても行うことが可能である。この結果、洗い替えを高頻度で行うことができ、現状への的確な対応が可能となる。

5.19. MBR による効果

人工データを用いた実験を行い、無担保個人ローンの初期与信における MBR を用いたリスク管理による効果を示す。ここでは、我々が分析した実データと同様の効果を示すデータを使用した。

データは、表 1 の adult データを、「>50K」を「事故」、「≤50K」を「正常」と置き換えて用いた。さらに、このままでは事故が全体の 24%となり、我々が今まで分析してきた実データに比べ事故の比率が極端に高くなるため、事故事例の 4 分の 3 をランダムに削除し、事故の比率を 7.3%とした。このデータに対し 10 回の交差検定を行い、効果を測定した。

初期与信のリスク管理の最も基本的な方法は、危険度が高い(MBR の場合、事故の確信度が高い)顧客に対し、融資を行わないことである。このことにより、実際に融資を行った顧客の事故率を下げることができる。この様子を図 5 により説明する。

図 5 において、横軸は、現状に対してどのくらい引き締めて融資を行うかを示す。ここで、 $x\%$ の引き締め割合とは、「事故」の確信度が高い順に $(100-x)\%$ の顧客に対しては融資を行わず、残り $x\%$ の顧客のみに融資を行うことを指す。縦軸は、横軸の値により与信を引き締めた場合の事故率を示す。今回の場合、95%の与信引き締めにより元の 7.3%から 4.5%に、90%の与信引き締めにより 3.3%に事故率を低下させることができる。

実際の無担保個人ローン与信の場合、危険度により、

融資の有無のみではなく、融資限度額の上下等、より細かなリスク管理が行われる。その際、各顧客の事故の確率が重要となるが、MBRの確信度は期待値とほぼ一致するため、事故の確率を容易に推定でき、リスク管理が容易となる。

6. おわりに

一般的なMBRの利点をまとめ、MBRを実データに適用する際の問題点を指摘した。さらに、その問題点の解決のため、影響度計算方法、カテゴリ値間距離の計算方法、類似事例数の自動決定方法、独立でない説明変数の影響除去方法、計算打ち切りおよび並列化による高速化を提案し、それらの効果を実験を通じて確認した。さらに、ビジネス問題への応用として金融と信問題を取り上げ、従来のモデルベースの予測手法に比べ我々の改良したMBRがビジネスユースに適していることを議論した。

7. 謝辞

本研究をすすめるにあたって有益な意見をいただいた、(株)富士通研究所 池坂守夫主管研究員、富士通(株) 新井祥一プロジェクト部長、佐藤文信氏に深く感謝します。

- [Stanfill 86] Stanfill, C. and Waltz, D.: Toward Memory-Based Reasoning, Communications of the ACM, Vol.29, No.12, pp.1213-1228 (1986)
- [UCI] Merz, C. and Murphy, M.: UCI Repository of machine learning databases
[http://www.ics.uci.edu/~mlearn/MLRepository.html]
Irvine, CA: University of California, Department of Information (1996)
- [Weber 98] Weber, R., Schek, J.H. and Blott, S.: A Quantitative Analysis and Performance Study for Similarity-Search Methods in High Dimension Spaces, Proceedings of the 24th VLDB Conference, pp.194-205 (1998)
- [Wettschereck 97] Wettschereck, D., Aha, D. and Mohri, T.: A Review and Empirical Evaluation of Feature Weighting Methods for a Class of Lazy Learning Algorithms, Artificial Intelligence Review, vol.11, No.1-5, pp.273-314 (1997)
- [柳沼 98] 柳沼義典, 前田一穂: 高性能データマイニング~知識発見システムの実現に向けて~, Parallel Computing Workshop '98 Japan(PCW98Japan), DC-1 (1998)

〔担当委員：小野田 崇〕

2003 年 4 月 22 日 受理

参考文献

- [Akaike 73] Information Theory and an Extension of the Maximum likelihood principle, Second International Symposium on Information Theory, pp267-281 (1973)
- [Breiman 84] Breiman, L., Friedman, J.H., Olshen, R.A. and Stone, C.J.: Classification and Regression Trees, C.J. Champion & Hall, International Thomson, Publishing (1984)
- [Cost 93] Cost, S. and Salzberg, S.: A weighted nearest neighbor algorithm for learning with symbolic features, Machine Learning, 10, pp. 57-78 (1993)
- [Maeda97] Maeda, K., Yaginuma, Y. et al.: A parallel Implementation of Memory-Based Reasoning on Knowledge Discovery System, Parallel Computing Workshop '97 (PCW97), P1-I (1997)
- [松本 01] 松本和宏, 前田一穂, 柳沼義典, 佐藤文信, 新井祥一: MBR とその金融と信問題への適用, 情報処理学会誌 7 月号 pp.696-701, Vol.42 No.7, July (2001)
- [Mohri 94] Mohri, T. and Tanaka, H. 1994. An Optimal Weighting Criterion of Case Indexing for Both Numeric and Symbolic Attributes. In Aha, D. W., editor, Case-Based Reasoning: Papers from the 1994 Workshop. AAAI Press, Menlo Park, CA. Technical Report WS-94-01 (1994)
- [毛利 97] 毛利隆夫: Nearest Neighbor 法と記憶に基づく推論, 人工知能学会誌, Vol.12, No.2, pp.188-195 (1997)
- [Rumelhart 86] Rumelhart, E. et al.: Parallel Distributed Processing 1, MIT Press (1986)
- [Quinlan] Quinlan, R.: Rulequest Research Home Page, <http://www.rulequest.com/>

著者紹介

前田 一穂 (正会員)

1994 年東京大学理学部情報科学科卒業, 1996 年同大学院理学系研究科情報科学専攻修士課程修了。同年, 株式会社富士通研究所入社。データマイニングアルゴリズムおよびシステムの研究開発に従事。

柳沼 義典

1988 年東京工業大学工学部電子物理工学科卒業, 1990 年同大学院総合理工学研究科電子システム専攻修士課程修了。同年, 株式会社富士通研究所入社。ニューラルネットワーク応用, センサフュージョンシステム, データマイニングアルゴリズムおよびシステムの研究開発に従事。1999 年 2 月より 1 年間, 英国インペリアル大学客員研究員。情報処理学会, 電子通信情報学会, 各会員。