

苦情受付内容に対するクラスタリングシステムの提案

阿部匡史†

千葉工業大学大学院 情報科学研究科 情報科学専攻

1. はじめに

近年、莫大な量の機械可読可能なテキストが存在している。これらの情報を有効に活用するために、テキストマイニングの研究が活発に行われている。このテキストマイニングの技術をコールセンターへ応用する研究も数多くある。現在、どの企業にとっても、コールセンターは市場や顧客との最も重要な接点として捉えられている。コールセンターは顧客が企業と直接会話できる数少ない接点のひとつであり、その対応の善し悪しが企業に対する好感度を決める大きな要因となる。そして、それらの企業にはさまざまな苦情が来る場合が往々にしてある。しかし、その際の苦情の内容によっては、どの担当者に取り次げばよいのか、あるいはどの部署に取り次げばよいのか判断が難しい場合がある。そういった場合、難しい判断をする際にそのための時間的コスト・人的コストというものがかかってしまい能力が悪くなってしまうということが考えられる。

そこで、本研究では、教師付け学習を問い合わせ内容の分類に適用し、その有効性を示す。

2. 教師付学習による分類

教師付学習とは、人手によりクラスを割り当てられたクラスが既知のデータから訓練集合の中に潜むパターンを学習し、そのパターンを用いて分類規則を作成し、その分類規則を用いて道のデータを予測するものである。

教師付き学習による文書分類の一般的な手順は

- (1) 訓練データの作成：
利用者が訓練データ集合を用意する。これは、分類対照のテキストから、典型的なテキストを選び、それぞれに対してどのカテゴリーに属するかを人手で分類して正解を付与することで行う。
- (2) 訓練データから分類規則の学習：
用意した訓練データ集合を用いて、訓練データをうまく分類する規則を見つける。このことを、分類規則を訓練するともいう。
- (3) 分類規則の適用：
得られた分類規則を用いて、残りのみ分類のテキスト全体をカテゴリーに分類する。

となる。

3. システム概要

本研究では、コールセンターに寄せられた問い合わせから、担当毎に分類することを目的とする。

図1. にクラスタリングシステムの概要を示す。システムは主に担当毎の辞書編集部、問い合わせ文解析部、単語のウェイト強化学習部から構成されている。

まず、コールセンターに寄せられた問い合わせ文書群から出現単語の $tf \cdot idf$ 値（単語単独の頻度情報）と $idf/conf$ 値（単語間の共起性）を算出し、この2種類の辞書を予め分類しておいた担当ごとに構築する。

次に、新しく問い合わせがあった内容と作成した辞書を照合して、単語のウェイトからテーマごとにスコアを算出し、このスコアが高い分類先をその問い合わせの担当として推定する。

さらに、訓練データと最新の問い合わせ内容をもとにここで担当者が正しい担当者であったならばそのまま対応し、間違っていたならば真の担当者に転送する。この際、システムの推定が正しかった場合、誤っていた場合によらず、その結果をもとに $tf \cdot idf$ 値と $idf/conf$ 値を強化学習することにより、分類精度を向上させる。

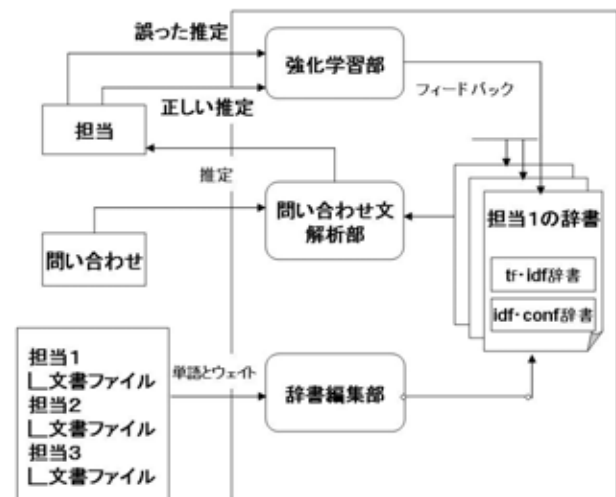


図1. システム概要

4. 構成システム

4.1 辞書編集部

辞書編集部は、担当毎に保存されている文書ファイルを読み込む。日本語で記述された文書を扱う場合、はじめに形態素解析により、単語の同定と各語の品詞の同定を行う必要がある。これには形態素解析ソフトウェア「茶筌」[1]を利用した。ここで抽出した単語を担当毎の辞書に登録する。この際、語句のリスト上に現れてもほとんど意味のとれない、助詞や指示代名詞等は削除し辞書には登録しない。

4.2 問い合わせ文解析部

問い合わせ文解析部は、入力された問い合わせ文を辞書編集部と同様に形態素解析を行って単語に分割する。ここで得られた単語とそれぞれの担当毎の辞書を照合する。次に、マッチした単語に関する $tf \cdot idf$ 値と $idf/conf$ 値、及び単語の一致率から1件の問い合わせ内容に対するすべての担当者のスコアを算出して、最もスコアの高い担当をこの問い合わせ内容に対する担当者として推定する。

4.3 単語のウェイト強化学習部

強化学習部は訓練データと問い合わせの対応結果を用いることにより、辞書中の $tf \cdot idf$ 値と $idf/conf$ 値の強化を行う。それにより、問い合わせ分類の精度を向上させる。訓練データ及び入力された問い合わせ文を問い合わせ文解析部で解析し、推定した回答者の正しさから重み付けを行う。

5. 評価

本システムの手法を適用したシステムの有用性を示すための評価を行う。実験の対象として、ある団体のコールセンターに寄せられた問い合わせ内容(総数は3600件)の文書群を採用する。

本来は、強化学習用データには全く新しいデータを使うのであるが、この評価実験ではこの中の2400件を訓練用データ、1000件を強化学習用データとし残りの200件を評価用データとして実験を行う。

評価実験においては、問い合わせ内容の文書群を元に手動により生命保険、保険・その他、訴訟・犯罪、金融・融資、金融・その他、融資、情報調査、契約の8つのカテゴリーに分類する。

次に、本システムの手法を適用したシステムの評価を行う指標として次式で与えられる適合率(P)と再現率(R)の2種類を用いた。ここで、TP、FP、FNはそれぞれ次の表で与えられる。

表1.適合率・再現率

| | | 本来の分類 | |
|---------|-----|-------|-----|
| | | 正解 | 不正解 |
| システムの分類 | 正解 | TP | FP |
| | 不正解 | FN | - |

$$\text{適合率}(P) = \frac{TP}{TP + FP} \quad (1)$$

$$\text{再現率}(R) = \frac{TP}{TP + FN} \quad (2)$$

今回の評価実験では、まず、評価用データに対し初期の訓練データのみで分類を行ったときの場合の適合率と再現率を求めた。

次に、前述の分類と同様のデータに対して、強化学習を行ったあとの適合率と再現率を求めた。

表2.結果

| | 適合率 | 再現率 |
|-------|-------|-------|
| 強化学習前 | 45.1% | 74.3% |
| 強化学習後 | 58.6% | 62.2% |

表2からわかるように強化学習の前後適合率が上昇し再現率が低下しているのがわかる。問い合わせ内容を分類する分類器としては適合率が高いほうが望ましいと考えられる。よって、教師付け学習を用いた問い合わせ内容の分類は有効と考える。

6. 終わりに

本稿では、コールセンターに寄せられた多量の問い合わせ内容に対し、担当毎に問い合わせ分類を行う自動クラスタリングシステムを提案した。

今回、本枠組みに基づいたシステムの有用性を示すことができた。

今後の課題としては、重み付けの方法を改良し、よりよい結果を出し、よりユーザを効率よく支援するシステムへと向上させることがあげられる。

参考文献

- [1] 松本裕治：形態素解析システム「茶筌」、情報処理、41-11、pp.1208-1214、2000