語釈文を利用した「p/n辞書」の作成
Dictionary-Based Acquisition of the Lexical Knowledge for p/n Analysis

小林 のぞみ † 乾 孝司 ‡ 乾 健太郎 †
KOBAYASHI Nozomi INUI Takashi INUI Kentaro

† 九州工業大学 情報工学部 知能情報工学科
Department of Artificial Intelligence,
Kyushu Institute of Technology
〒 820-8502 福岡県飯塚市川津 680-4
電話: 0948-29-7608 Fax: 0948-29-7601
{n_koba,inui}@pluto.ai.kyutech.ac.jp
pluto.ai.kyutech.ac.jp/plt/inui-lab

‡ 奈良先端科学技術大学院大学 情報科学研究科
Graduate School of Information Science ,
Nara Institute of Science and Technology
〒 636-0101 奈良県生駒市高山町 8916-5
電話: 0743-72-5246 Fax: 0743-72-5249
takash-i@is.aist-nara.ac.jp

Abstract This paper proposes a dictionary-based method for acquiring a "p/n lexicon" that specifies whether each entry (a word or phrase) means a positive (desirable) or negative (undesirable) concept. Our method is based on an unsupervised learning scheme that requires only a small-sized seed lexicon, and can be straightforwardly extended to be applicable to general text corpora. This paper describes the motivation of the development of a p/n lexicon and reports the result of our preliminary experiment, discussing the directions of our future work.

1 はじめに

コミュニケーションの対人関係的側面を考えるとき，コミュニケーションの参加者の感情活動がコミュニケーションに果たす役割を我々は無視すべきでないと思われる．うれしいニュースを聞けば気持ちが明るくなるし，悲しいニュースは受け手の心を暗くさせる．逆に，受け手に強い感情を生起させる情報は長く記憶に残り，すなわちそれは受け手にとって重要な情報である，ということがおそらく言える．

情報の重要性と受け手の感情生起が関連性を持つとすれば，コミュニケーションの感情的側面は，単に対話エージェントに感情の理解・表出機能を与えるといった目的にとどまらず，情報の重要性の評価を指向する要約生成や情報検索・抽出など（一見感情とは無関係に見える）言語理解のさまざまな工学的応用においても考慮すべきファクタであると言ってよいだろう．しかし，感情を対象とする情報処理の工学的研究はまだ萌芽的段階にあり [2]，感情情報処理に必要な知識やその運用手段は明らかにされていない．また，仮に感情の情報処理モデルが示されたとしても，工学的応用に耐えるには，知識の大規模化や処理の頑健化といった，現在の意味・談話理解研究が直面している問題と同質の問題が残る．

以上の背景から我々は，テキストの感情的理解の予備的研究として，

> テキスト中の各セグメント（典型的には節）に対し，言語的手がかりを使って，その内容が《望ましい事態》であるか《望ましくない事態》であるか，あるいはどちらでもないかを推定する

というタスクを設定し，実験を始めている．たとえば次の例では，(1a) の各節はそれぞれ《望ましい事態》を，(1b) の各節はそれぞれ《望ましくない事態》を述べていると解釈できる．また (1c) では，[A] が《望ましくない事態》，[B] が《望ましい事態》を述べたものと解釈してよい．

(1) a. [この掃除機は性能がいい] だけでなく，[（φハ）軽くて使いやすい]．
b. [同僚が急に休んだ] ので [今日は遅くまで残業しなければならなかった]．
c. [予算は削減された]$_{[A]}$ が，[成果は着実にあがっていた]$_{[B]}$．

以下，《望ましい事態》を p (positive state of affairs)，《望ましくない事態》を n (negative state of affairs) と表記し，上述のタスクを便宜的に「p/n 評価タスク」あるいは単に「p/n 評価」と呼ぶ．

何をもって《望ましい》あるいは《望ましくない》とするかは議論を要する問題である．感情と同様，事態の望ましさは評価の主体が属する文化やイデオロギーに依存するだろうし，個人的思想や嗜好にも依存するだろうことは容易に想像できる．しかしながら，一般的な基準に照らして《望ましい》あるいは《望ましくない》と評価できる典型的な事態も少なくない．上の例 (1) はそういった比較的 p/n 評価のゆれが少ない例と言える．哲学的議論に深入する前に，我々はまず (1) のように p/n が比較的明らかなケースを工学的に扱うことに注力したいと考える．p/n の言語的，認知的，あるいは哲学的定義の議論は，実験を進めるなかで評価に迷う事例が十分に集まってきてからでも遅くはない．

p/n 評価には，高度な世界知識を要する場合もあると予想されるが，言語的手がかりを利用するだけで可能な場合も少くない．たとえば，(1a) では，「〈属性ガ〉いい」= p という手がかりから「掃除器は性能がいい」= p と解釈でき，また「〈道具ヲ〉使う」= p といった知識があれば「（掃除器ハ）使いやすい」= p と解釈できそうである．とすれば，「〈属性ガ〉いい」= p，「〈道具ヲ〉使う」= p といった辞書的知識を大規模化できれば，カバレッジの高い p/n 評価の実現が期待できる．

本稿では，上述のような p/n 評価に必要な辞書的知識の集合を便宜的に「p/n 辞書」と呼び，これを国語辞典の語釈文からブートストラップ的に獲得する試みについて報告する．

2 関連研究

2.1 感情情報処理を伴う言語理解

自然言語理解に対する工学的アプローチの長い歴史のなかで言語の感情的側面に焦点を当てた研究は極めて少ない．古典的なものとしては，Carbonell [1] や Lehn-

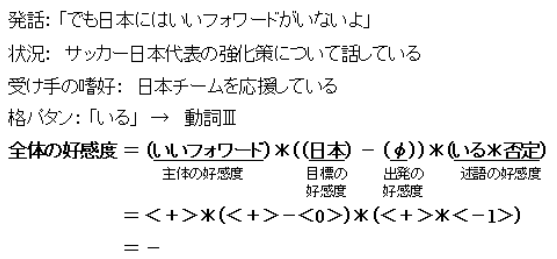

図 1: 感情の計算式

ert [5] などの物語理解の研究があるが，登場人物の個性や隠れた感情の動きを考慮するなど，いずれも極端に深い言語理解を指向するもので，工学的応用に耐えるカバレッジを得るには深刻な問題があった．

これに対し，対象文の構文パタンに対応づけられた感情の計算式を使う目良のアプローチ [6] は，前述の p/n 辞書に相当するような知識さえ大規模に得られればカバレッジを拡大できるという点で興味深い．目良の手法は，図 1 に例示したように，対象文 (発話) の構文パタン (述部を中心とする格パタン) に応じて適当な感情計算式を適用し，発話の各要素の好感度 (快または不快) から発話全体の好感度を計算する．また，述部が否定表現を含む場合は快・不快を反転させる，名詞や形容詞を含む連体修飾が存在する場合は修飾句の好感度と被修飾名詞の好感度との積をとるなど，さまざまな言語的手がかりを利用する工夫も提案されている．ただし，その後の研究は感情クラスを多値化するなど，深い処理の方向に向かっており [7]，語の好感度の大規模な辞書をどうやって構築するかといった処理のカバレッジの問題については議論が十分でない．

2.2 辞書

前述の p/n 辞書と同様の情報を持つ既存の辞書には，IPAL 基本形容詞辞書 [3] がある．同辞書では，語義エントリごとに「評価」情報が与えられている．評価の値は，一般的に好ましい性質，状態を表している場合は「 + 」(例 :「美しい」)，逆の場合は「 − 」(例 :「危ない」)，どちらともいえない場合は「 / 」(例 :「四角い」) である．「 + 」は上述の p ,「 − 」は n にほぼ対応すると考えられる．同辞書には ,「症状が軽い」=「 + 」など，特定の名詞句と結びついて初めて評価できる場合に関する記述もある．ただし，語彙が限定されている (136 語)，他の品詞については p/n に関する記述がないなど，規模の問題がやはり残る．

2.3 ブートストラップ的知識獲得

以上の背景から我々はまず ,「天気が良い」=《快》,「事故が起こる」=《不快》といった辞書的知識をコーパスからブートストラップ的に獲得することを考えた [12]．辞書的知識の元となるデータは，コーパスの中のテキストの適当な要素に《快》または《不快》のタグを振ることによって得られる．この作業はチャンキングの一種と考えられるので，手がかりの冗長性を利用したブートストラップ的手法 (e.g. [13, 14]) が適用できる可能性がある．我々のタスクでは，少くとも次の 3 種類の手がかりが利用できる．

(手がかり 1) 感情表現 「嬉しい」=《快》,「悲しい」=《不快》などの感情表現．

(手がかり 2) 接続関係表現 「X するので，嬉しい」から「X する」=《快》が推定できるなど，接続関係と快・不快の推移の関係．

(手がかり 3) 事態表現 「 ~することができる」=《快》,「天気が悪い」=《不快》などの辞書的知識．

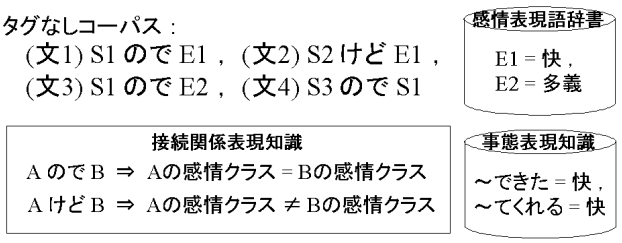

図 2: ブートストラップの初期状態

たとえば，ブートストラップの初期状態として図 2 のようなタグなしコーパス，感情表現語辞書，および，接続関係表現知識が与えられたとしよう．S1 ，S2 ，S3 は事態を表し，E1 ，E2 は感情表現語を表す．まず，感情表現語辞書を参照し，(文 1) と (文 2) の E1 は《快》と特定できる．次に接続関係表現知識を手がかりにすると，(文 1) の S1 と (文 2) の S2 の感情的評価は，それぞれ《快》,《不快》と特定できる．また，(文 1) と類似の事例が多数蓄積されると「S1 のタイプの事態の感情的評価は《快》」のような事態表現の知識が獲得でき，これを使うと，(文 3) の S1 が《快》になるので，(文 3) の E2 の多義性も解消できる．また (文 4) のような，事態間の接続関係も使うことにすれば「 S3 のタイプの事態の感情的評価は《快》」といった知識まで連鎖的に獲得できる可能性がある．

このアプローチは，カバレッジの拡大という問題に正面から取り組むものであるが，実用的な成果をあげるには課題も多い．第 1 に，初期知識を感情表現に限定しているが，実際のテキストでは明示的な感情表現が頻出するわけでは必ずしもないので，初期知識としては不十分である．第 2 に，次の例のように，接続関係の多義性を解消しないと接続関係表現が手がかりとしてうまく機能しない場合がある．

(2) a. [部屋がちらかっていた]《不快》ので (理由) [友達を呼べなかった]《不快》.
b. [部屋がちらかっていた]《不快》ので (動機) [きれいにした]《快》.

第 3 に，事態表現知識をどの場合にどの程度一般化すべきかに関する指針がない．本稿で述べる p/n 辞書獲得手法は，第 1 の課題の解決をはかるものである．

3 語釈文を利用した p/n 辞書獲得

本節では，国語辞典の語釈文を利用して p/n 辞書をブートストラップ的に獲得する方法について述べる．

まず，図 3 を使って基本的なアイデアを説明しよう．国語辞典では，語釈文が見出し語の意味の説明になっているので，見出し語の p/n 評価値と語釈文の p/n 評価値は原則として一致すると仮定できる．したがって，たとえば「ものたりない」= n という知識から「欲しいものが得られず，ものたりないこと」という語釈文全体の評価値が n であることが計算できれば (①→②) ，見出し語「寂しい」= n という知識を新たに得ることができる (③)．さらに ,「寂しい」= n がわかれば，逆向きの推論 (④→⑥) によって「欲しいものが得られる」= p という新しい知識が連鎖的に得られる (⑦)．また ,「寂しい」を語釈文に含む他の見出し語にも 同様に新たに

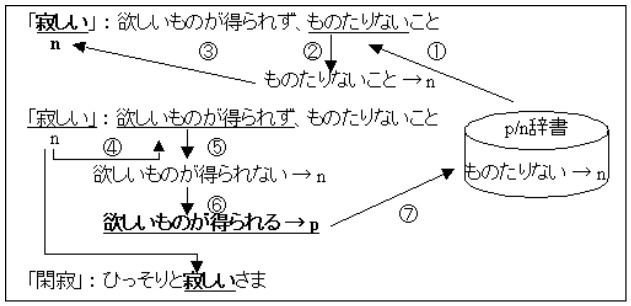

図 3: 基本的なアイデア

p/n 値を付与できるかもしれない．このように見出し語と語釈文の間で p/n の評価を連鎖的に推移させていくことができれば，少ない初期知識からブートストラップ的に大規模な p/n 辞書を構築できる可能性がある．

この過程をもう少し抽象化して整理すると，p/n 辞書の獲得は次の 4 つの処理からなる過程と見なすことができる（図 4 参照）．以下，順に詳細を述べる．

1. p/n 等式の生成
2. p/n 等式の書き換え
3. p/n 仮説の生成
4. p/n 辞書への登録

3.1 p/n 等式の生成

まず，任意の言語単位（文，節，句，語）の言語表現 Exp に対し，その p/n 値を返す関数 $pn(Exp) \in \{p, n, a, e\}$ を考える．ただし，

- p: 文脈に関わらず positive
- n: 文脈に関わらず negative
- a: p/n が文脈に依存して決まる (ambiguous)
- e: positive でも negative でもない (neutral)

次に，前述の仮定「見出し語の p/n 評価値と語釈文の p/n 評価値は原則として一致する」に基づき，個々の見出し語と語釈文のペアから図 4 の (1) のような等式（以下，「p/n 等式」と呼ぶ）を生成する．一つの見出し語が複数の語釈文を持つ場合は，個々の語釈文ごとに p/n 等式を生成する．

3.2 p/n 等式の書き換え

図 4 の p/n 等式 (1) は順次 (2)，(3) のように書き換えることができる．

p/n 等式の書き換えは，図に示したように p/n 辞書および p/n 評価規則を用いて行う．p/n 辞書が言語表現に直接 p/n 値を与える「辞書」であるのに対し，p/n 評価規則は所与の言語表現を解析するための「文法規則」に相当する．p/n 評価規則には次のような種類がある．

- 元の言語表現の一部を抜き出す書き換え
  (3) $pn(X$ 状態$) \rightarrow pn(X)$
  e.g., pn(ものたりない状態) $\rightarrow$ pn(ものたりない)
  (4) $pn(X$ ない$) \rightarrow not(pn(X))$
  e.g., $pn(\ldots$が得られない$) \rightarrow$ not(pn($\ldots$が得られる))
  ただし，not は否定の演算子で，$not(p) = n$，$not(n) = p$，$not(a) = a$，$not(e) = e$．
- 元の言語表現を複数に分割する書き換え
  (5) $pn(X_{\text{連用中止}}, Y) \rightarrow pn(X) = pn(Y)$
  e.g., pn(ほしいものが得られず，ものたりない) $\rightarrow$ pn(ほしいものが得られない) $= pn$(ものたりない)

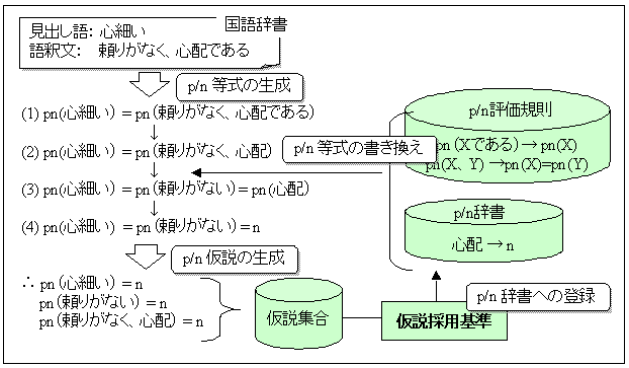

図 4: p/n 辞書獲得処理の流れ

- p/n が決まる書き換え
  (6) $pn(X$ することができる$) \rightarrow p$
  (7) $pn(X$ 過ぎる$) \rightarrow n$

3.3 p/n 仮説の生成

上述のような p/n 等式の書き換えによって言語表現の分解が進むと，たとえば pn(ものたりない) $= n$ のような既知の p/n 知識から，その他の言語表現の p/n 値に関する仮説を生成することができる．

見出し語の p/n が既知の場合は，そこから語釈文を構成する言語表現の p/n を推論するという流れになる（この情報の流れを「後向き推論」と呼ぶ）．一方，見出し語の p/n が未知で，語釈文の p/n が評価可能な場合は，p/n 情報の流れは語釈文から見出し語の方向になる（この情報の流れを「前向き推論」と呼ぶ）．例えば 図 4 のように，見出し語「心細い」が n であると推論できたならば (前向き推論)，その語釈文より 「頼りがない」も n であると推論できる (後向き推論)．ここで，生成する仮説は単語に関するものだけではなく，その途中過程で得られるフレーズ (動詞とその直前の格など) も対象とする．語釈文を利用した p/n 辞書獲得は，この前向き推論と後向き推論を繰り返し行うことによって実現できると考えられる．

この 2 つの推論を繰り返すことにより，仮説は対応する証拠と共に蓄積される．ここで，既知の p/n が仮説に到達するまでの個々の推論パスのことを証拠と呼んでいる．図 3 の pn(ものたりない) $= n$ という知識から「寂しい」までの推論パス (①→②→③) は，pn(寂しい) $= n$ の証拠である (前向き推論での証拠)．また仮に，見出し語「閑寂」の p/n が既知であるとれば，「閑寂」から「寂しい」までの推論パスが一つの証拠となる (後向き推論での証拠)．上の例のように，見出し語登録のある単語が仮説である場合は，前向きと後向きの両推論によって生成される推論パスが証拠となる．一方，見出し語登録のない語やフレーズが仮説である場合は，前向き推論による推論パスが生成されないため，後向き推論による推論パスのみが証拠となる．

3.4 p/n 辞書への登録

十分な証拠によって支持された仮説は最終的に p/n 辞書に登録される．ある仮説を p/n 辞書に登録するか否かの選択には，たとえば次のような仮説採用基準を適用することが考えられる．

- 証拠の異り数が適当な閾値より大きい
- 証拠の間に矛盾が存在しない

4 実験

前節で述べたアルゴリズムを実装し，その評価をおこなった．

4.1 設定

国語辞典 岩波国語辞典 [8] を用いた．同辞書は，見出し語数約 6 万エントリで，1 エントリあたりの平均形態素数は約 7，語釈文と見出し語のペアは約 13 万件である．

初期 **p/n** 辞書 初期 p/n 辞書は，以下の言語資源の情報をもとにして，半自動的に作成した．用意した初期 p/n 辞書のエントリ数は合わせて 1187 である．

- 寺崎らの分類した感情状態表現語 [11](733 エントリ)
- IPAL 形容詞・形容動詞辞書 [3](50 エントリ)
- 分類語彙表 [4]
  上位カテゴリのいくつかに人手で p/n 属性を与え，それらに含まれる語の p/n 属性は親カテゴリの属性と等しいとした．

p/n 評価規則 手作業で 52 個の p/n 評価規則を作成した．

p/n 仮説の生成 初期状態では，用意した初期 p/n 辞書のエントリ数 に比べて，国語辞典のエントリ数の方がはるかに多い．そこで，前向き推論を実施し，そのあと後向き推論を実施する過程を一サイクルとし，このサイクルを繰り返しおこなうこととした．また，仮説の評価は，前向き推論のあとで一度，後向き推論のあとで一度ずつ行うこととした．

仮説採用基準 仮説集合に登録された各仮説を採用するか否かは，各々の仮説を支持する証拠の数，比率によって決定する．任意の見出し語 W に対して，仮説 $pn(W) = p$ を支持する証拠の数を P_W，仮説 $pn(W) = n$ を支持する証拠の数を N_W とした場合，以下の二つの基準を共に満たす仮説を新たに採用し，p/n 辞書に登録した．

- 仮説を支持する証拠の数
  - $P_W > CE$ または $N_W > CE$
- 無矛盾性
  - $|P_W - N_W| \ / \ (P_W + N_W) > TH$

今回の実験では $CE = 1$，$TH = 0.7$ で固定した値を用いた[1] ．

4.2 実験結果

表 1 に各サイクルの終了時点で新たに p/n 辞書に登録されたエントリ数をに示す．ただし，「正例」は，結果を人手で見て正しく p/n 属性が推論できていると判断した事例，「負例」は，誤った p/n 属性が推論されているとと判断した事例を表している．また，それぞれの具体例を表 2 に示す．3 サイクルを終了した時点で新たに p/n 辞書に登録されたエントリ数は 113 事例，このうち 17 事例が誤っており，適合率は 84.1%(95/113) であった[2] ．

負例と判断された 17 事例のうち，8 件 (表 1 の丸括弧) はその証拠を見る限りは間違っていないが，語義の多義性により，人間が負例と判断したもので，実際には a(ambiguous) となる事例である．

[1] CE，TH の値を変化させた実験を数回おこない，経験的に決定した．

[2] 実際には，5 サイクルまで試行してみたが，3 サイクルで飽和していた．

表 1: 実験結果 (サイクル数ごとの評価値)

	正例	負例	保留
1 サイクル	68	9(5)	1
2 サイクル	20	7(3)	0
3 サイクル	7	1(0)	0
合計	95	17(8)	1

表 2: 実験結果 (具体例)

正例	酷い (n), 心地良い (p), 楽しむ (p), 弱る (n)
負例	いさめる (n), 再興 (n), 思いがける (p), 卸す (n)
保留	あわてる (n)

4.3 考察

実験の結果，適合率は 84.1% と，満足できる結果だったが，p/n 辞書への登録数はわずか 113 件であり，再現率が著しく低い．以下では，この現状を踏まえて実験結果を考察する．

4.3.1 頻出単語と p/n 属性

再現率の低さの原因を調査するために，まず，語釈文に頻出する内容語のうち，上位 100 件を取り出し，人手で p/n 属性を判別した．その結果を表 3 に示す．上記で述べた実験より推論された結果も合わせて掲載する[3] ．

頻出する単語の多くは「意」，「物」，「人」，「思う」，「考える」など，一般的な概念であり，人手で判別したとしても $ambigous$ あるいは $neutral$ と判別される結果となった．また，人手で $positve$ か $negative$ を決定できた全てのエントリが初期 p/n 辞書にあらかじめ登録されていた．

このことは p/n 属性が推論できたとしても，その単語が少数の語釈文にしか出現せず，p/n の伝播が限られた語集合内で閉じてしまうことを示唆している．実際に，仮説集合に登録された語，フレーズのほとんどは証拠が一つしかなく，仮説の大半が辞書に登録されていなかった．

4.3.2 仮説採用基準の評価

次に，仮説の採用基準を評価する．仮説採用基準を設けない場合の結果を模擬するために，1 サイクル終了時の採用基準を満たしている仮説と満たしていない仮説を混ぜ合わせ，その中から無作為に 100 件を取り出し，評価を行った．その結果，正例は 74 件あり，適合率 74% であった．

仮説の採用基準を設けた場合の適合率 $68/78 = 87\%$ (表 1 の 1 サイクル) に比べると 13 ポイントほど下がっており，今回の採用基準が誤り確率の高い仮説を棄却することに成功していることがわかる．しかしながら，上述の今回の実験では仮説の棄却率が高く，p/n 推論の再現率が極端に低いため，より最適な採用基準を検討する

表 3: 語釈文に頻出する内容語に対する p/n 推論結果

	p	n	a	e	合計
人手	2	1	24	73	100
実験	3	5	0	92	100

[3] 今回の実験では，p/n 評価値として $p(ositive)$ と $n(egative)$ しか考慮しておらず，$ambiguous$ と $neutral$ について単に未推定として評価される．表では，未推定となった事例を合わせて「e」としてカウントしている．

表 4: 適用頻度の高かった p/n 評価規則

p/n 評価規則	頻度	比率
$pn(X$ こと$) \rightarrow pn(X)$	586	0.208
$pn(X$ て$_{<助>}Y) \rightarrow pn(X) = pn(Y)$	515	0.182
$pn(X$、$Y) \rightarrow pn(X) = pn(Y)$	442	0.157
$pn(X$ だ$) \rightarrow pn(X)$	202	0.072
$pn(X$ さま$) \rightarrow pn(X)$	161	0.057
$pn(X$ て$_{<助>}$いる$) \rightarrow pn(X)$	85	0.030
$pn(X_{<サ変名>}$いる$) \rightarrow pn(X)$	76	0.027
$pn($また$_{<接続>}$、$X) \rightarrow pn(X)$	72	0.026
$pn(X$ して $Y) \rightarrow pn(X) = pn(Y)$	67	0.024
$pn(X_{<形容・連用>}$ない$_{<助動>}) = not(pn(X))$	56	0.020

余地がある．また，今回は辞書に登録された単語に対しての再評価を実施しておらず，貪欲的に p/n 属性を決めている．そのため，誤った p/n 属性が伝播する可能性もあり，今後は一度決定された p/n 属性を修正する過程を導入していく必要がある．

4.3.3 表記の揺れ

見出し語には漢字表記で登録されているが，語釈文中ではひらがな表記として出現する語が幾つか見られた．例えば「優れる」は見出し語では漢字を伴っていたが，語釈文中では，全てひらがな表記で出現していた．今回は，表層情報の文字列マッチングをおこなっており，見出し語と語釈文間での表記の揺れを吸収していない．このことも p/n 推論の再現率の低さ (仮説の棄却率の高さ) の原因となっている．岩波国語事典では読み情報が既に付与されているので，これらの情報を利用することによりある程度の表記の揺れに対応できると考えられる．

4.3.4 p/n 評価規則に起因する誤りについて

さいごに，各 p/n 評価規則の適用頻度を調査した．適用頻度の高いの規則を表 4 に示す．$pn(X$ こと$) \rightarrow pn(X)$ や $pn(X$ さま$) \rightarrow pn(X)$ など，国語事典に特有の言語表現の書き換えが高い頻度で起こっていることがわかる．

上記の規則が適用された事例を各 50 事例ずつを取り出し，そのふるまいを調査した．その結果，語釈の一部を抜き出す規則については正しい適用が多いが，元の言語表現を複数に分割する規則については相対的に誤適用が多く見られた．たとえば，$pn(X$ て $Y) \rightarrow pn(X) = pn(Y)$ では，13 回 (26%) の誤適用が見られた．次は誤適用の例である．

(8) $pn($再興$) = pn($衰えていたものがまた興る$)$
$\Rightarrow pn($再興$) = pn($衰える$)$

5 今後の展開

5.1 p/n 評価における曖昧性

p/n 評価には少なくとも次の 3 種類の曖昧性が関連する．

第 1 の曖昧性は語義の曖昧性である．たとえば「おかしい」は語義がもともと多義である (面白い / 怪しい) ため，文脈が与えられなければ p/n 評価が一意には決まらない．この種の曖昧性については，既存の語義曖昧性解消技術である程度対処できる．

第 2 の曖昧性は視点による曖昧性である．「野菜が値上がりする」は，作り手の農家から見れば positive，買い手の消費者から見れば negative と評価できる．これについては，知識獲得過程で主格のような視点情報を考慮するなどの対処が考えられるが，難しい課題であるには違いない．いずれにせよ，この種の曖昧性が実際のテキストにどの程度出現するかを分析していく必要がある．

第 3 の曖昧性は事態のアスペクトによる曖昧性である．例として「掃除する」の場合を考えてみよう．「掃除」という行為によって達成される「きれいである」という状態は一般に positive と評価できる．しかし，行為自体に焦点が当たっている場合は「面倒な」といった negative な評価を担う可能性もある．この曖昧性は多くの種類の行為について言えることであり，本稿冒頭で触れた p/n の定義の問題と深く関連する．この問題については，事例の収集・分析を進め，考察を深めたい．

5.2 仮説推論としての p/n 辞書獲得

3 節で述べたアルゴリズムのうち，p/n 仮説の生成 (3.3) と p/n 辞書への登録 (3.4) は，次のような仮説推論の問題を解く方法の一例に過ぎない．すなわち，p/n 等式の生成および p/n 等式の書き換えが正しく行えたと仮定したとき，我々が解きたい問題は直感的には，

> 与えられた p/n 等式の集合に対し，できるだけ多くの等式を強く満たし，等式違反をできるだけ少なくするような，できるだけ小さい仮説集合を求める

ことであると言える．ただし，p/n 等式が強く満たされるとは，等式の両辺の値がともに p，あるいはともに n である場合を指す．等式違反とは，等式の一方が p で，かつ他方が n である場合を指す．もちろん，このままでは明らかに解は不定なので，さらに何らかの最適化基準あるいは制約が必要ではあるだろう．しかしいずれにせよ，我々が解きたい問題は，上に準ずる形の最適化問題として定式化できると考えられる．この種の問題には既に様々な最適化アルゴリズムが提案されているので，今後はそれら既存のアルゴリズムの適否についても検討する必要がある．

5.3 フレーズレベルの p/n 知識の獲得

4.3.1 で述べたように，語釈文に頻出する内容語は一般的な概念を指す語が多い．そういった語の多くは多義であり，p/n 属性も語単独では一意には決められない．そこで，「予算が削減される」のようなフレーズ (動詞と主要な格のペアや名詞と主要な修飾語のペアなど) 単位の表現に対する p/n 属性の知識も獲得していく必要がある．しかし，フレーズレベルの知識を獲得するためには，語レベルの場合よりさらに多くの訓練データが必要であり，国語辞典の語釈文だけでは十分に確保できない．今後は，国語辞典とコーパスを併用してデータの規模を拡大していく必要があるだろう．2.3 項で述べたように，コーパスに出現する接続関係のインスタンスは p/n 等式のソースになりうる (図 5 参照)．ただし，一般のテキストを p/n 等式のソースに使うには，同項で述べたように課題も多い．とくに，頑健な修辞構造解析技術は必須である．我々は，本稿で述べた p/n 辞書獲得と同様に，コーパスから事態間の因果関係に関する知識を獲得し修辞構造解析に適用することを検討している．

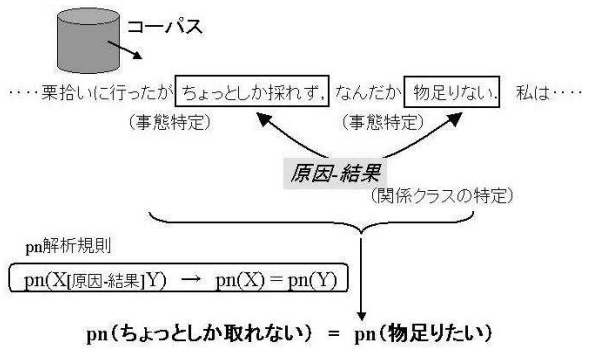

図 5: コーパスからの p/n 等式の生成例

5.4 p/n 評価と修辞構造解析

頑健な修辞構造解析技術は，コーパスからの p/n 辞書獲得に必須である．これとは逆に，獲得された p/n 辞書知識が修辞構造解析に利用できる場合もある．事態間に因果関係や逆接関係があるかどうかを推定する際には特に有用である．

例えば，接続助詞「ガ」は節間に逆接関係があることを明示するためにしばしば用いられるが，その他にも背景説明や導入の役割も担っており曖昧性をもっている．

(9) a. [雨の日が続いた]$_{[A]}$ が$_{(逆接)}$，[豊作だった]$_{[B]}$ ．
b. [雨の日が続いている]$_{[A]}$ が，$_{(背景説明)}$[当分止みそうにない]$_{[B]}$ ．

このとき，[A] と [B] の p/n が評価されており，かつその p/n が一致していないとすれば，逆接関係で結ばれる事態の p/n 評価値は一致しにくいという知見より，両者は逆接の関係にある可能性が高くなる．また逆に一致していれば，その他の (例えば，背景説明) 関係にある可能性が高くなる．

このように，p/n 辞書の獲得・規模拡張と言語解析技術は互いに依存しあっている．そのため相補的に品質 (あるいは精度) を改善させる枠組みを想定しておくことが望ましい．

5.5 p/n を考慮した高度なテキスト理解へ向けて

従来の談話理解研究では，(10) のように談話セグメント間の修辞的関係を推定するタスクが主要な関心のひとつであった．

(10) [台風が直撃した]が$_{(逆接)}$[みかんは無事だった].

ここで「台風が直撃した」が n ，そして逆接関係を挟んで「みかんは無事だった」が p であるといった p/n 評価ができたとしよう．すると，p/n 評価結果と事態間の因果関係推論を組み合わせることによって，次のようなより深い理解が可能になると期待できる．

(11) 主体は《望ましくない事態》(「台風が直撃した」) が起こり，それが原因になってさらに《望ましくない事態》(「みかんは壊滅する」) が起こるかもしれないと予想した．しかし結果的には《望ましい事態》(「みかんは無事だった」) が起こった．

我々が最終的に目指すのは，(11) のような p/n と因果関係の組み合わせによるテキストの理解である．

5.6 言い換えシステムを利用した p/n 等式の書き換え

現在の実装では，p/n 等式の書き換えパタン (p/n 評価規則) を単語列の正規表現で記述しているが，今後図 5 のように一般のテキストから p/n 等式を生成することを考えると，正規表現に頼る方法の限界は明らかである．この問題に対し，我々は，開発中の言い換えエンジン Kura [9, 10] を利用することを検討している．Kura は，種々の語彙・構文的な言い換えのパタンを統一的・宣言的かつ効率的に記述することができる言い換え生成実験環境である．これを利用すれば，次の例のように言い換えによって p/n 等式の書き換えを擬似的に実現することができる．

(12) 見出し語：きょろきょろ
語釈文：落着かない様子であたりを見回すさま

(13)「きょろきょろ」は「落着かない様子であたりを見回すさま」。
⇒「きょろきょろ」は「落着かない様子であたりを見回す」。
⇒ 「きょろきょろ」は「落着かない様子」。
「きょろきょろ」は「あたりを見回す」。
⇒ 「きょろきょろ」は「落着かない」。
「きょろきょろ」は「見回す」。
⇒ 「きょろきょろ」は「落着く」の反対。
⇒ 「きょろきょろ」は肯定の反対。
⇒ 「きょろきょろ」は否定。(新しい仮説)

参 考 文 献

[1] Carbonell, J. G. Towards a process model of human personality traits. *Artificial Intelligence*, Vol. 15, pp. 49–74, 1980.

[2] 乾健太郎, 徳久雅人, 徳久良子, 岡田直之. 感情生起とその反応. 日本ファジィ学会誌, Vol. 12, No. 6, pp. 741–751, 2000.

[3] 情報処理振興事業協会．計算機用日本語基本形容詞辞書 IPAL (Basic Adjectives)，1990．

[4] 国立国語研究所．分類語彙表．大日本出版，1964．

[5] Lehnert, W. G. Plot unit and narrative summarization. *Cognitive Science*, Vol. 4, pp. 293–331, 1981.

[6] 目良和也．語の好感度に基づく自然言語発話からの情緒生起手法．電子情報通信学会言語理解とコミュニケーション研究会，NLC98-26，pp. 1–8，1998．

[7] 目良和也．語の好感度に基づく情緒生起手法の応用．信学技報，TL99-2，pp. 9–16，1999．

[8] RWCP. RWC テキストデータベース第 2 版，岩波国語辞典タグ付き / 形態素解析データ第 5 版．RWCP, 1998.

[9] 高橋哲朗，岩倉友哉，飯田龍，乾健太郎．Kura：統一的かつ宣言的記述法に基づく言い換え知識の開発環境．電子情報通信学会思考と言語研究会，2001．www.pluto.ai.kyutech.ac.jp/plt/inui-lab/tools/kura

[10] Takahashi, T., Iwakura, T., Iida, R., Fujita, A., and Inui, K. Kura: A transfer-based lexico-structural paraphrasing engine. In *Proc. of NLPRS2001 Workshop on Automatic Paraphrasing: Theories and Applications*, 2001. (to appear)

[11] 寺崎正治，岸本陽一，古賀愛人．多面的感情状態尺度の作成．心理学研究，Vol. 62，pp. 350–356，1992．

[12] 徳久良子，乾健太郎，徳久雅人，岡田 直之．言語コーパスにおける感情生起要因と感情クラスの注釈づけ．人工知能学会言語・音声理解と対話処理研究会，SLUD-31，2001．

[13] 宇津呂武仁，颯々野学．ブートストラップによる低人手コスト日本語固有表現抽出．情報処理学会研究報告，NL139-2，pp. 9–16，2000．

[14] Yarowsky, D. Unsupervised Word Sence Disambiguation Rivaling Supervised Methods, In *Proc. of the 32nd Annual Meeting of the Associated Computational Linguistics (ACL)*, pp. 88–95, 1994.