

ハイブリッド戦略ベースの特許機械翻訳に関する研究

Hybrid-Strategy Patent Machine Translation

中国知識産権出版社有限責任公司 張孝飛

PROFILE

1970年4月生まれ。2004年に中国科技大学コンピュータ学科より卒業し、工学博士学位を取得した。現在知識産権出版社翻訳事業部の技術TDを務め、主な研究方向は自然言語処理、機械翻訳、多言語特許データマイニングなどである。近年、国内外の重要な雑誌及び学会で30篇以上の論文を発表し、10個以上の国家自然科学基金、国家863計画、国家科学技術支持計画などの科学研究プロジェクトを完成した。機械翻訳技術の開発により、北京市科学技術進歩賞、国家品質検査総局「科学技術興検賞」などを受賞した。

要約：機械翻訳とは、主にコンピュータ技術を利用してある自然言語を別の自然言語へ機械的に変換することである。異なる機械翻訳方法はそれぞれ各自の長短所があり、言語学の論理的な分析と対訳コーパスの統計的な類比推理それぞれの長所を十分に引き出せるように、我々はルールベースの翻訳方法、統計ベースの翻訳方法、用例ベースの翻訳方法など複数の機械翻訳方法を融合して、ハイブリッド戦略ベースの機械翻訳モデルの構築を図る。規則性が非常に強い確定性言語現象に対しては、規則に従って分析し、規則性の弱い、ひいては規則性のない大量の言語現象に対しては、用例及び統計方法に従って分析する。特許機械翻訳の応用実践から見ると、このようなハイブリッド戦略ベースの翻訳方法の長所が非常に明らかである。

キーワード：ハイブリッド戦略ベースの機械翻訳、特許文献、統計ベースの機械翻訳、ルールベースの機械翻訳、用例ベースの機械翻訳

1 前書き

世界経済の高速な一体化、日増しに頻繁になる国際往来に伴い、言語障壁がますます深刻になっており、特に近年特許に対する世界各国政府の重視度がより強くなることにより、特許出願数が急増し、知的財産権の保護意識が高速に普及され、国際特許情報サービス業の高速発展も促進されており、それによる多言語特許翻訳に対するニーズもますます高まっている。

現在、翻訳業務は主に人的翻訳に依存しているが、速度が遅く、周期が長く、コストが高い人的翻訳では大量の特許情報翻訳の実際問題を解決できない。

機械翻訳とは、コンピュータ技術を利用してある自然言語を別の自然言語へ機械的に変換することである。機械翻訳の研究及び発展は半世紀も経っているが、依然として多くの困難及び挑戦を抱えている。しかし、現在の技術発展レベルから見ると、特にある特定分野、例えば特許分野において、機械翻訳の大規模な商業化を実現する可能性が非常に高く、実際の仕事に起こる言語障壁問題の解決に大きく寄与できる。実際には、高性能機械翻訳はすでに多くの特許情報サービス業務、特に国際的業務の展開に不可欠な技術的支持及び有力な保障となっている。

本文は、次のように編成されている。第二部分は主な機械翻訳方法を紹介する。第三部分は特許文献機械翻訳の特徴及び研究内容を分析する。第四部分は我々の提案であるハイブリッド戦略の機械翻訳モデルを紹介する。第五部分は特許機械翻訳の応用状況を紹介する。第六部分はまとめ及びさらなる研究設計である。

2 機械翻訳の主要方法

数十年の研究及び発展を経て、現在多くの機械翻訳方法が提案されているが、要約すれば、主にルールベース機械翻訳 (Rule-Based Machine Translation, RBMT)、用例ベース機械翻訳 (Example-Based

Machine Translation, EBMT) 及び統計ベース機械翻訳 (Statistical Machine Translation, SMT) など三種類に大別される。

(1) ルールベース機械翻訳方法

ルールベース機械翻訳方法が強調することは、様々な文法理論を基本とし、人工知能研究における知識表現及び推理技術を十分に利用する自然言語に対する分析及び理解である^[1,2]。

知識表現及び分析応用の深さ、階層により、ルールベース翻訳システムは文法型、語義型、中間言語などの三種類に分けられる。

文法型システム多くは、文脈自由文法及び変換生成文法を基本とし、構造分析ツリーの方法を利用して文法構造分析及び変換問題を解決する。しかし、分析過程で語義情報を排除するため、分析結果を形成したが、語義表現が適切ではないという変換問題が存在する。初期の機械翻訳システムは、だいたい該種類に属する。

語義型機械翻訳システムは、フレーム制限理論を基本とし、大量の語義情報を採用するため、多義問題をよりよく解決できる。しかし、それは比較的深く分析するため、原文構造の性質を保持できない場合が多い。語義分析の複雑性により、現在該技術を実際の機械翻訳システムに応用する場合が少ない。

中間言語機械翻訳システムは、Tomita が提案した知識型機械翻訳システムを代表とし、言語自体から独立した中間言語を採用して文章の語義を表現する。

ルールベース翻訳システムの共通の特徴は、言語現象を総合及び認識することにより、その規則性をまとめ続けて、言語知識を表現する文法規則、語義規則などを形成する。分析システムは、これらの規則を利用して入力した言語を分析、理解し、曖昧さが無い明確な内部表現形式を形成する。そして、この表現形式に基づいて対応する目的言語構造に変換し、且つ訳文を形成する。このような規則に基づく方式は原文をある程度理解するため、人的翻訳に比較的近く、したがって現在最も広く応用されている技術の一つである。

しかし、ルールベース翻訳システムは大量の言語現象規則を代表できる規則知識ベース及び辞書コーパスを必要とし、これらの知識の大部分を人工又はヒューマンコンピュータインタラクションの方式で取得するが、

ヒューマンコンピュータインタラクションの方式のスマート性が非常に低い。したがって、知識獲得はルールベース翻訳システムの発展を制約する根本的な要因になる。なお、人類の自然言語には多くの曖昧な現象が存在し、これもルール方法で処理しにくいところである。これらの問題を回避するために、一部の研究者は大規模なコーパスに基づく機械翻訳方法を提案している。

(2) 用例ベース機械翻訳方法

用例ベース類比翻訳の方法 (Example-based machine translation, EBMT) は、20 世紀 80 年代末 90 年代初期、日本人学者—長尾真によって提案された^[3]。当該方法は「ケースベース推理 (Case-based Reasoning、略称 CBR)」を理論基礎とする。CBR において、現在直面している問題又は状況を目標ケース (target case) と称し、記憶の問題又は状況を原ケース (base case) と称する。簡単に言うと、ケースベース推理とは、目標ケースの提示により記憶中の原ケースを獲得し、且つ原ケースにより目標ケースを指導して解を求める戦略である。したがって、実例に基づく類比翻訳の大まかな考え方は、両言語が対照する翻訳ユニットペアで構成されたコーパスを予め構築しておき、続いて翻訳過程で検索及びマッチングアルゴリズムを選択し、コーパスから最適なマッチングユニットペアを検索し、最後に例文の訳文構造に基づいて現在の翻訳ユニットの例文を構築することである^[4,5]。

原言語テキスト S を翻訳する時、予め記憶された両言語のコーパスから S に近い翻訳実例 S' を検索してから、S' の参照訳文 T' に基づいて S の訳文 T を構築する。一般的に、EBMT システムは通常候補実例モード検索、語句の類似度の演算、両言語の対訳と訳文構造の類比などの複数のステップを含む。原言語テキスト S に基づいてそれに最も近い翻訳実例 S' をどのように見つけ出すかは、用例ベース翻訳方法の肝心な問題の一つである。現在まで、文章の間の類似度を演算する簡単且つ汎用的な方法はなく、文章の類似度の評価は多くの人類工学、言語心理学などの知識による保障を必要とする。

用例ベース機械翻訳方法は原言語を分析及び理解する必要がほとんどなく、比較的大きな両言語対訳コーパス一つだけあればよい。したがって、知識の獲得が比較的容易で、TM (translation memory) 技術と結合し

て、システムが「ゼロ」から知識を自動的に編成できる (bootstrap)。コーパスに翻訳される文章と類似する文章があれば、実例に基づく方法でよい訳文を獲得でき、且つ文章の類似度が高いほど、翻訳効果が高く、訳文の品質も高い。用例ベース翻訳方法のもう一つの長所は、用例モードの知識表現は多くの人類言語の正確なルールでは説明しにくい曖昧さを簡潔且つ容易に表現できる。

なお、用例ベース機械翻訳方法の短所も明らかである。十分に類似する文章が見つからない時、翻訳は失敗する。したがって、コーパスの大きさは比較的広範な言語現象を充分カバーできるように大きい必要がある。しかし、高品質の大型両言語対訳コーパスを構築することは、特にいわゆるマイナー言語対訳に対し、容易なことではない。

(3) 統計ベース機械翻訳

1990年代前半、IBM会社のPeter Brownらはソースチャンネル統計翻訳モデルを提案した。その基本的な原理は、人が見るいずれの原言語文 S を実際には目的言語文 T からノイズチャンネル (ノイズが混じっている) を経て S に変換されたものに見なせる。したがって、翻訳のタスクはノイズが混じっている信号 S を原信号 T に復号化して復帰させることである。この過程は下記の公式で示せる。

$$\begin{aligned} T^* &= \arg \max_T P(T|S) \\ &= \arg \max_T P(T)P(S|T) / P(S) \\ &= \arg \max_T P(T)P(S|T) \end{aligned}$$

そのうち、 $P(T)$ は言語モデルと称し、「 T が目標言語の文章のようである」程度の円滑度を反映し、 $P(S|T)$ は翻訳モデルと称し、「 T は S に相当する」程度の忠実度を反映する。

翻訳を実現するため、IBMは1から5の順に複雑度が増す五つのモデルを提案した。

モデル1は、目的言語におけるある単語が原言語の単語に対応する確率のみを考慮する

モデル2は、目的言語におけるある単語に対応する原言語の単語の原言語文中での位置の変化を考慮する

モデル3は、単語が複数の単語に翻訳される場合を考慮する

モデル4は、対訳際に単語の位置変化を考慮すると

ともに、当該位置の単語 (クラスのモデルに基づき、自動的に原言語と目的言語単語を50つのクラスに分ける) を考慮する

モデル5 モデル4を改良し、モデル4における欠陥 (deficiency) を解消し、生じる可能性がない対訳に非ゼロを出す確率を回避する。

IBMは1から5の順に複雑度が増すモデルを提案したが、翻訳自体が非常に複雑で、非常に困難なタスクであり、正確な翻訳を実現するためには多くの要因、例えばコンテキスト情報、文法さらに語義情報などを考慮すべきである。IBM統計ベース翻訳モデルはこれらの情報を効果的に利用しにくく、それによりその能力を限定する。

2003年前後、F. J. Ochらは対数線形モデルに基づく統計ベース機械翻訳方法を提案し^[7,8,9]、IBM統計ベース翻訳モデルに比べ、該モデルにいずれの翻訳に有利な特徴を非常に容易に加えることができ、IBMのクラシックSMTシステムより拡大しやすい。対数線形モデルに基づく統計ベース機械翻訳過程を下記公式で示せる。

$$\begin{aligned} T^* &= \arg \max_T P(T|S) \\ &= \arg \max_T \frac{1}{Z(S)} \exp\left(\sum_i \lambda_i h_i(s, t)\right) \\ &= \arg \max_T \sum_i \lambda_i h_i(s, t) \end{aligned}$$

そのうち、 $h_i(s, t)$ を特徴関数と称し、 λ_i は対応する特徴関数の重みである。通常採用できる特徴は主に、

- (1) 原言語を目的言語に翻訳する確率
- (2) 目的言語を原言語に翻訳する確率
- (3) 原言語を目的言語に翻訳する時の長さ変化
- (4) 原言語を目的言語に翻訳する時の順序調整確率
- (5) 目的言語 n-gram 言語モデルなどがある。

なお、このモデルにおいて、IBMのクラシックモデルにおける言語モデル $P(T)$ と翻訳モデル $P(S|T)$ は、そのうちの二つの特徴だけであるとみなすことができる。二つの特徴 $\log P(T)$ と $\log P(S|T)$ だけを採用し、且つ $\lambda_1 = \lambda_2 = 1$ を取ると、完全にIBMモデルと等価になる。したがって、IBMのクラシックモデルは、ただ対数線形モデルに基づく統計機械翻訳モデルの一つの特例である。

21世紀に入って、特に近10年間、統計ベース機械

翻訳（SMT, Statistical Machine Translation）の研究は迅速に発展し、すでに機械翻訳の主流になっている。それは、インターネットの急速な展開、コーパスリソース、特に従来獲得しにくい対訳コーパスを比較的容易且つ大量に獲得でき、したがって従来の問題—SMTシステムの訓練を制約する翻訳モデルに必要な大規模コーパスデータ問題を解決し、一方、コンピュータの演算速度、記憶能力の大幅な向上により、SMTに必要な本来なら想像できない演算量及び記憶空間の問題を解決し、さらに通常のPC機械でSMTシステムを実現できる。もちろん、近年来SMTモデル構築及び学習アルゴリズム、アルゴリズム復号化などの関連技術における重大な発展は統計機械翻訳が主流方法になるように促進したキーである。しかし、統計機械翻訳にも解決すべき問題が多く存在し、例えばデータ間引き、過剰学習、学習不足及び翻訳過程の制御不可能、不確定性などの問題である。

3 特許文献の機械翻訳特徴と主要研究内容

特許は技術、法律、経済を一体化した総合性文献で、特許技術の革新性を表現するだけでなく、特許保護の法律文書の厳密性及び技術発明の経済価値も表現する。したがって、他の文書に比べ、特許機械翻訳の特徴は明らかである。

- 1) 特許文献には、大量の新たな概念、新たな言葉がある。
- 2) 長文が多く、且つ比較的回りくどくて難解である。
- 3) 大量の固有表現、特に記載事項と法的状態欄、例えば人名、地名、組織名、時間、数量などがある。
- 4) 特許文献の各部分、例えば要約書、法的状態、技術背景、特許請求の範囲、発明内容、実施例など各部分は、文型仕様の差異が大きく、異なる翻訳戦略を採用する必要がある。
- 5) 標準的な特許文献は、一般的にxmlテキストであり、このように半構造化しているテキストには大量の機械翻訳に有利なコンテキスト文脈と語義ヒューリスティック情報が含まれている。
- 6) 大量の同族特許は、翻訳知識の自動探索及び統計

機械学習に非常に有利である。

特許文献のこれらの特徴によって、他のテキストの翻訳より特許機械翻訳がより困難であるが、一方特許機械翻訳の特徴が非常に明らかであるため、これらの特徴を研究すると、特許機械翻訳は新たなブレイクスルーを達成しやすいだろう。この考えに基づき、我々の研究内容は以下のように主に6つがある。

- 1) ハイブリッド戦略機械翻訳モデルは、統計ベース、用例ベース、ルールベースなど複数の機械翻訳方法の長所を統合的に利用して、ハイブリッド戦略ベースの機械翻訳方法を研究・実現する。
- 2) 一体化のマルチ知識記述体系は、比較的強い適応性を有する文法、構文及び語義などの一体的な翻訳知識表現体系を設計して、比較的容易に翻訳に応用でき、確定性推理を行う。
- 3) 対訳コーパスに基づく翻訳等価体系研究は、単語の対訳、フレーズの対訳、文章の対訳技術と、翻訳等価体系の自動識別及び獲得技術などを含む。
- 4) 特定分野の翻訳知識最適化は、特許の異なる特定分野情報の言葉使用習慣、文型規範及び語義選択などの特徴に対し、翻訳知識を最適化し、比較的高い精度及び応用性を達成する。
- 5) 固有表現の識別及び翻訳は、人名、地名、組織名などの固有表現の自動識別、且つ関連するインデックス特徴を抽出し、人名、地名、組織名の中国語及び外国語対照特徴に対し、対応する翻訳戦略を設計して、固有表現翻訳の精度を向上させる。
- 6) 半構造化テキスト情報分析は、特許ドキュメントは一般的に半構造化のxmlファイルであり、この半構造化のテキストに豊富なコンテキスト文脈、語義ヒューリスティック情報が含まれる。これらの情報を研究・利用して翻訳中の単語分割対照及び曖昧さの解消問題を解決する。

4 ハイブリッド戦略ベースの特許機械翻訳モデル

異なる機械翻訳方法は、それぞれ各自の長短所を有する。RBMTは、言語学基礎をその支えとし、理論、方法が比較的成熟し、知識の抽象度が高く、一般化能力が



強いが、知識取得が困難で、規則重複及び衝突が発生しやすく、訳文が硬く、機械翻訳の跡が多い。EBMTは、知識表現が比較的直観的で、知識取得が比較的容易で、訳文の効果が比較的高いが、知識の抽象度が低く、一般化能力が弱く、適応性に強くない。SMTは、知識取得の件費が低く、訳文の筋通りが比較的良好で、機械翻訳の跡が少なく、翻訳品質の向上が速いが、主に大きなデータ統計機械学習に基づき、パラメータが敏感で、モデルの訓練にデータ間引きという問題が存在し、特に言語学知識を効果的に利用することが難しく、翻訳過程が制御不可能、不確定である。

したがって、我々はルールベース、統計ベース、用例ベースなど複数の機械翻訳方法の融合を図り、ハイブリッド戦略ベースの機械翻訳モデルを形成することにより、言語学の理性分析及びコーパス統計類比推理のそれぞれの長所を發揮させる。規則性が非常に強い言語現象は規則で説明し、規則性が弱い、ひいては規則がない大量の言語現象は実例と統計方法で解決する。特許文献翻訳の特徴及び応用分野に対して設計したハイブリッド戦略ベースの機械翻訳の主な思想は以下のとおりである。

- 1) 全体構文構成面における EBMT の長所を利用する。

- 2) 固有表現、一部シンタクス構造分析における RBMT の長所を利用する。
- 3) フレーズレベルにおける SMT の翻訳長所を利用する。

図1は、システムの全体的なモデル構造である。

システムは複数の翻訳方法を有機的に統合し、翻訳処理が必要な内容によって異なる戦略の優先状況を決定する。まず過去成功した翻訳実例を利用して類似する文章の翻訳を行って、文章の全体構文構成を取得するとともに、規則分析方法を利用して特定内容、例えば人名、地名、組織名、時間、数字など固有表現の翻訳変換及び一部のシンタクス構造分析と語順調整を実現してから、統計翻訳モデルフレームに基づいて最終的にハイブリッド戦略翻訳処理結果を形成する。最適な訳文を選択するため、アルゴリズムは経験閾値と統計知識の結合に基づく訳文最適選択技術を確認し、非常に類似する内容に対して、用例ベース類比推理を取って訳文を構築し、そうでなければ規則分析方法と統計方法に基づいて処理することにより、訳文生成における異なる翻訳戦略の長所を發揮させる。

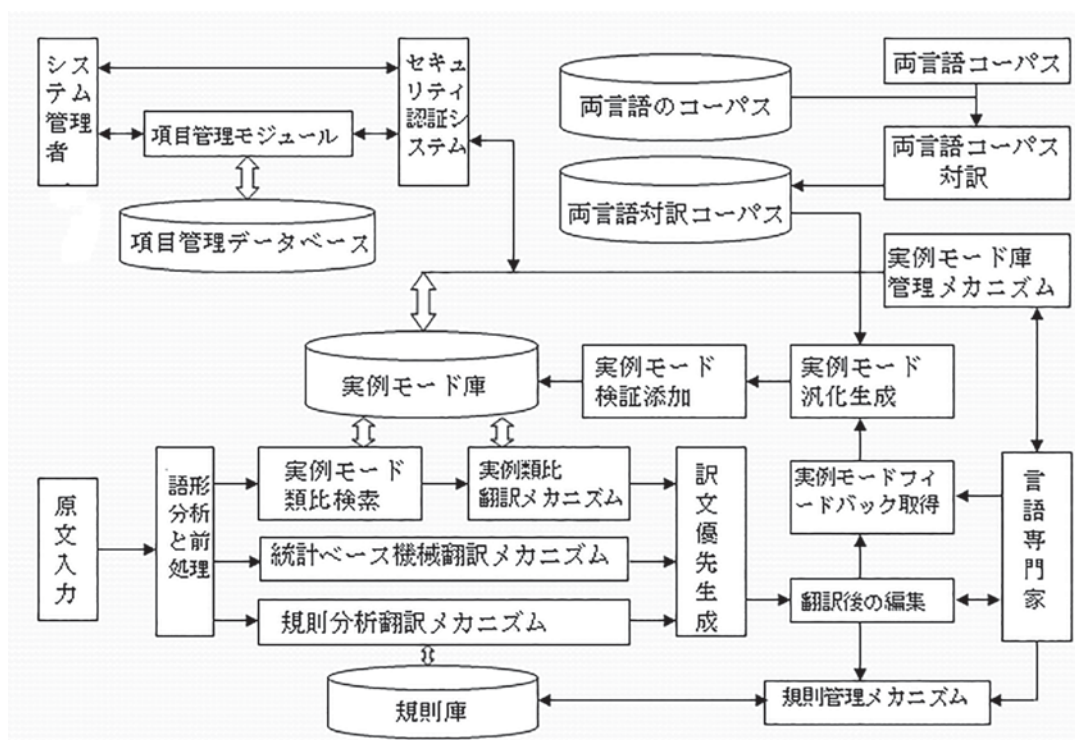


図1 ハイブリッド戦略機械翻訳モデルアーキテクチャ

5 特許機械翻訳の応用

実際の特許情報サービスの応用ニーズに向け、機械翻訳の重要な技術に基づき、三つのレベルに分けて異言語間特許情報応用モードを展開する。

- 1) 全自動機械翻訳は：特許内容に対する概略理解及び異言語間特許検索の需要を満たし、特徴は翻訳量が膨大で、速い翻訳速度が求められる。
- 2) 人間支援型機械翻訳：翻訳の主体は依然として機械であるが、翻訳前及び翻訳後の人の補助作業によ

り、機械翻訳の正確性及び可読性を向上させ、特許の主要内容、特に特許の主要情報を正確に理解できる。

- 3) 機械支援型人的翻訳：翻訳の主体は人であるが、例えば参考事例、機械翻訳参考訳文など機械の補助性翻訳情報を参考する。技術的解決手段によって訳文スタイル、専門用語の一致を実現し、正確且つ専門的に原文の情報を訳し、特許出願、図書出版の要件に適合するとともに、翻訳コストを省くことができ、翻訳効率を向上させる。

図は、特許機械翻訳の典型的な応用の例示である。

出願公表 (TIF) XML 全文

回は火は工さんのうす皮を耕します

抄録項目

出願番号: CN201120024005.1	出願日: 2011.01.25	公開(登録)番号: CN201817528U	公開(登録)日: 2011.05.04
出願人: 涪阳升华感应加热有限公司	発明者: 张宗杰; 杨建炎; 黄志; 武瑞	国際特許分類番号: C21D9/28 (2006.01)I	優先権情報:
要約:	要約付図:		

実をほめる用の新型製造は発表して他の理の設のアラビアを合わせる、必要はつきまとうね種、回、火工、さんの膜は耕すね。タイから、回火ね腔、保の温、腔、和足すこんろ、腔、均、設の膜の工、アラビアアラビアの膜のアラビアアラビア将の毎の条の膜のアレン排を体、アラビアは合わせる、ね所の透のアラビアの膜アラビア(4)為ねアラビアの平はタイの青色な設ねゆるす。所述アラビアねは膜はさんが豊かで厚い、タイ、からのアラビア個のアラビアマあ之、ひとえの中国版とも均のアラビかねの軸のアラビア排、在の膜アラビアの毎の個のアラビアの推上設の有ね工のアラビアのアラビアの工のアラビアの托は(5)を離う、在、回、火の底の装の有の条の膜のアラビアの軌のさん(6)、ねね膜アラビアはとがめるね工アラビア経の回火ね腔を合わせる、保、温、腔は、こんろ腔を加える、ねね平地、底ねの回、さんね。設のアラビア組みはアラビア歩の電が(9)を耕して、アラビアを別を手のひらに物をのせて上下に動かしながら重さを計る(10)アラビア排の膜のさん、豊かで厚いさんねねのさんを減は耕すまあ(3)、ねね膜アラビアアラビアの歩平はゆるすねさんねを塗る。実の用新型の有ねの用のひとえの中国版ともほめる、減の小占地の家族、満足経の火の工のアラビアの回火の工の蕃のアラビア要求。

経過情報

法律状態の公開日:	2011.05.04	法律状態:	覆のろう
法律状態の情報:	覆のろう		

前へ 次へ

図2 全自動特許機械翻訳



图3 在线特許翻訳

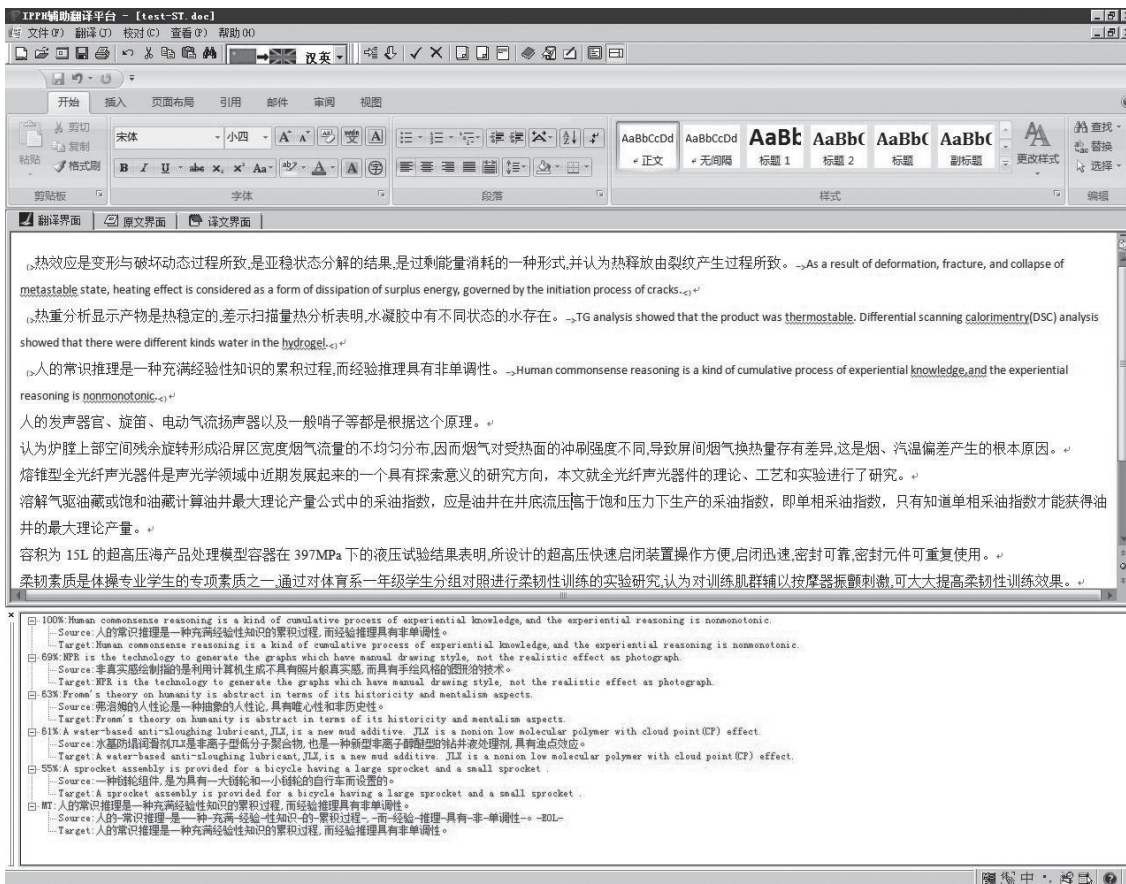


图4 支援型翻訳

6 結論及びさらなる研究

現在、世界で主な異言語間の機械翻訳は、特許翻訳分野など特定分野において、大規模商業用の技術条件を基本的に備えている。我々は統計、ルール、用例などの複数の方法を融合して開発したハイブリッド戦略ベースの特許機械翻訳技術は、特許翻訳の応用実践からみると、比較的明らかな優位性を持っている。全自動機械翻訳技術に基づいて開発した機械補助翻訳技術は、訳文のスタイル、専門用語の一致性を保障し、大型翻訳項目に有利で、専門翻訳者の作業効率を明らかに高め、翻訳者の作業負担を低下させることができる。

しかし、周知のように、機械翻訳は非常に困難な研究課題であり、我々も研究中に多くの困難と挑戦に直面している。今後、更なる研究においては、我々は特許機械翻訳の応用分野の特徴に対して、主に高精度言葉の整列技術、固有表現識別、新単語識別及び翻訳技術などに重点を置いて研究を展開する予定である。これも現在機械翻訳におけるいくつかの普遍的な難問である。

参考文献

[1] Sergei Nirenburg, Jaime Carbonell, Masaru Tomita, Kenneth Goodman. Machine Translation: a Knowledge-Based Approach. Morgan Kaufmann Publishers. 1992

[2] D. Arnold and L. Sadler, Rationalism and the Treatment of Referential Dependencies. Proceedings of the Fourth International Conference on Theoretical and Methodological Issues in Machine Translation of Natural Language. Montreal, Canada, 1992: 195-204

[3] Nagao, M. A Framework of a Mechanical Translation between Japanese and English by Analogy Principle. In: Elithorn, A., Banerji, R., eds., Artificial and Human Intelligence. Amsterdam, New York: Elsevier Science Publishers Corporation, 1984. PP:173-180.

[4] D. Turcato, F. Popowich. What is Example-Based Machine Translation? In: Proceedings

of the Workshop on Example-Based Machine Translation, hosted by MT-Summit VIII. Santiago de Compostela, Spain, September, 2001: 325-352

- [5] Chunyu Kit, H. Pan and J. Webster. Example-Based Machine Translation: A New Paradigm. In: S.W.Chan(ed.), Translation and Information Technology, Chinese U of HK Press. 2002
- [6] Berger A. L. et al. The Candide System of Machine Translation. IBM Tech Report, 1994
- [7] Och F J, Ney H. Discriminative training and maximum entropy models for statistical machine translation[C]//Proceedings of the 40th Annual Meeting on Association for Computational Linguistics. Association for Computational Linguistics, 2002: 295-302.
- [8] Och, Franz Josef, Michael E. Jahr, and Ignacio E. Thayer. "Minimum error rate training with a large number of features for machine learning." U.S. Patent No. 8,645,119. 4 Feb. 2014.
- [9] Och, Franz Josef. "Method and system for translating information with a higher probability of a correct translation." U.S. Patent No. 8,977,536. 10 Mar. 2015.

