

# 最近の機械翻訳を取り巻く状況変化とニューラル機械翻訳技術

—EAMT2017 および MT Summit XVI を中心とした最新の技術動向—

Recent Situation changes surrounding Machine Translation and Neural Machine Translation Technology



アジア太平洋機械翻訳協会 (AAMT) 会長  
名古屋大学大学院情報科学研究科特任教授、日本翻訳連盟監事

中岩 浩巳

国際機械翻訳協会 (IAMT) 元会長、言語処理学会元会長

## 1 はじめに

20 世紀末にスタートしたインターネットは、人々のありとあらゆる生活の中に浸透した結果、一般の人が他の言語に触れるきっかけを作った。また、従来機械翻訳で扱う言語は、英語と母国語の言語間が主流であったが、最近の統計によると、Web ページは英語以外の言語のページと英語のページがほぼ同数になったとの報告もあるとおり、英語以外の言語との翻訳に対する需要が急速に増えている。twitter や Facebook など新たな CGM が、従来の言語によるコミュニケーションを超えた場面にも、機械翻訳利用の可能性を広げた。クラウドコンピューティングの登場により、サービスや製造など様々な営みにおける国の壁がなくなりつつある。その結果、言語を超えたコミュニケーションやサービスの多言語化等の需要が急速に増加している。

また、日本を取り巻く状況を鑑みると、2020 年の東京オリンピック・パラリンピックの開催や来日旅行者の急増を契機とした、インバウンド需要の増加や、国際ビジネス展開の中での、ビジネス文書を中心とした高速、かつ、高品質な翻訳の期待の増大により、機械翻訳技術は今まで以上に注目されている。

さらに 2016 年 11 月に開始した Google 翻訳へのニューラル機械翻訳技術導入に伴う訳文品質の飛躍的な向上は、機械翻訳研究者だけではなく、社会に対し大きなインパクトを与え、機械翻訳の活用に関する期待が大幅に高まっている。

上記のような昨今の機械翻訳に対する状況の変化を

踏まえ、本稿では、機械翻訳を取り巻く状況の変化に関して統計資料を踏まえ具体的に概説すると同時に、ニューラル機械翻訳を中心とした最新の技術動向を、2017 年 5 月にプラハで行われた国際会議 The 20th Annual Conference of the European Association for Machine Translation (EAMT 2017) および、2017 年 9 月に日本で 24 年ぶりに開催された The 16th Machine Translation Summit (MT Summit XVI) の様子を紹介しながら概説する。また、これら新技術の特許翻訳に適用する際の利点や残された課題等について述べる。

## 2 機械翻訳を取り巻く状況

最近、機械翻訳技術が注目を集めている。これは、昨今の急速なグローバル化や、日本の急速な少子高齢化及び人口減傾向による日本産業の海外依存度増大に伴う、国際ビジネスにおける、翻訳場面の急増が一因である。

実際に、財務省貿易統計によると、2009 年度以降の、輸出入額は増加傾向にある。ただ 2015 年からは若干

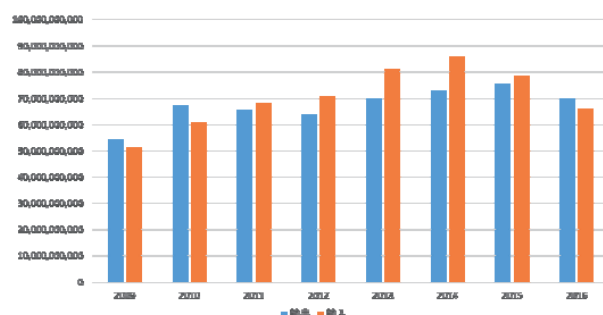


図 1 日本における輸出入額の推移 (財務省貿易統計)

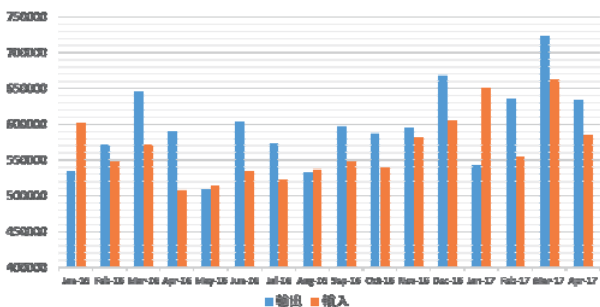


図2 日本における輸出入総額の推移  
(2016年1月～2017年4月；単位：万；財務省貿易統計)

の減少傾向にはあるが、図2の月単位での輸出入額では、再度、増加のトレンドとなっていることが分かる。

総務省調査による日本の人口推移(図3)によると、日本の人口は既に減少傾向にあり、2060年には8674万人まで減少する。よって、日本における国際ビジネスへの依存度は高くなりざるを得ない状況となることが予想される。また、様々なサービスや税収の維持を考えると、国外の人材を有効活用する必要性がより高まることが予想される。よって、これらに伴う、翻訳需要も増大することが予想される。

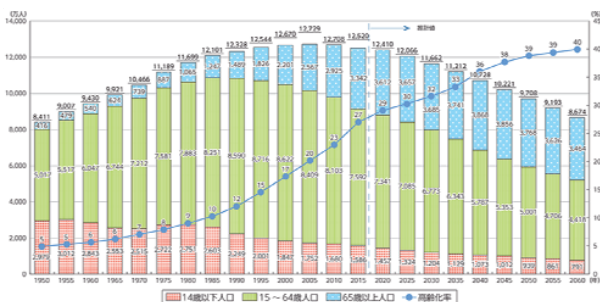


図3 日本の人口推移  
(平成28年半情報通信白書(総務省))

また、2020年の東京オリンピック・パラリンピック開催や最近の円安傾向に伴う来日外国人の急増により、様々な現場で外国人とのコミュニケーションや、商取引の場面で外国語に接する機会の急増も要因である。日銀による「2020年東京オリンピックの経済効果」の調査によると、訪日観光客数(図4)、訪日観光客の国内消費(図5)ともに急増することが予想されており、訪日観光客に向けた多言語でのコミュニケーション需要がますます増大するであろう。

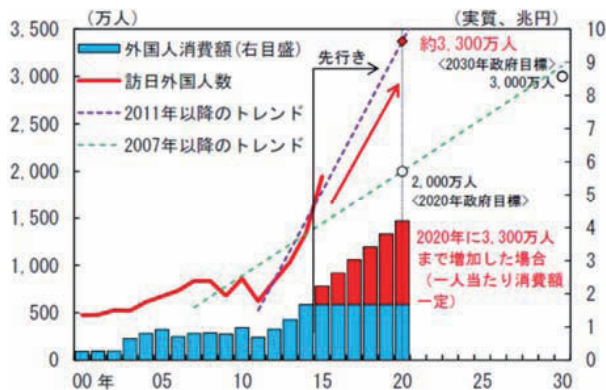
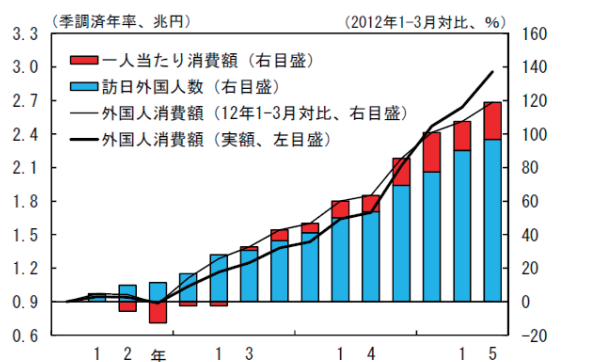


図4 訪日外国人観光客数  
(日銀「2020年東京オリンピックの経済効果」(2015/12))



(注) 一人当たり消費額は、外国人消費額(GDPベース)÷訪日外国人人数により算出。  
(資料) 内閣府、日本政府観光局(JNTO)

図5 訪日観光客の国内消費  
(日銀「2020年東京オリンピックの経済効果」(2015/12))

## 3 ニューラル機械翻訳を中心とした動向

### 3.1 ニューラル機械翻訳(NMT)技術

2016年11月のGoogle翻訳への、深層学習技術に基づくニューラル機械翻訳NMT技術の導入は、日本語に関連する機械翻訳品質の大幅な改善を実現し、機械翻訳の利用に関する期待を高めた。このニューラル機械翻訳技術前は、日本においては、言語の専門家が人手で作成した辞書やルールに基づき機械翻訳を行うルールベース翻訳(RBMT)や、大量の対訳データを統計的に解析し、統計的に最も確率高い訳文を生成する統計翻訳(SMT)が主流であった。これに対し、昨今注目を集めているニューラル機械翻訳の基本方式であるニューラルネットワーク技術は、1980年代にブームがあったニューラルネットワークが2010年代に再度ブームになったものである。これは、1980年度当初は計算機パワーも少なく効果が限定的であったこと、計算機能力の急激な普及(GPU等)とアルゴリズム改良により膨大な計算量が必要となるニューラルネットワーク技術もリアルタイムで処理

が可能になったことから、再度脚光を浴びるようになったのである。ニューラルネット技術の導入は画像処理（画像認識・理解等）や、音声処理（音声認識・合成等）から始まり、その性能が飛躍的性能向上した。機械翻訳を含む自然言語処理での効果は当初限定的であったが、様々な方式の改良（RNN, アテンション等）により数年前より効果が現れるようになってきた。機械翻訳にもニューラルネット技術が導入され、従来主流であった統計翻訳を凌駕する性能を達成するようになった。ニューラル機械翻訳技術を使った日英・英日翻訳サービスを開始した Google による訳文品質評価によると、言語対によりその効果にはばらつきがあるものの、訳文品質は従来の統計翻訳路翻訳を凌駕し、言語対によっては人間の訳文品質に近づいていることが示されている（図 6）。

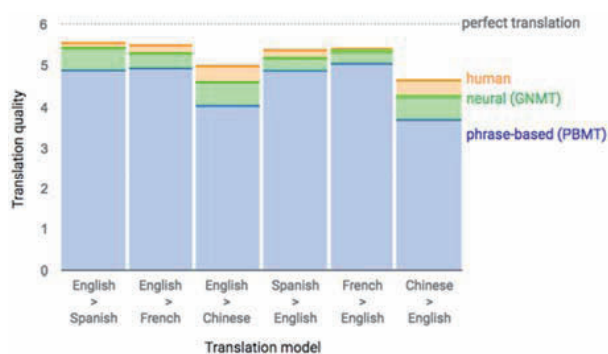


図 6 Google 翻訳へのニューラル翻訳技術の導入効果 (Google Website より)

この Google によるニューラル機械翻訳技術の導入は世界中に衝撃を与え、様々なメディアが大きく取り上げた（図 7）。記事の多くは、機械翻訳による訳文品質が人間の訳文品質に近づいたことの衝撃的に伝えたものであった。

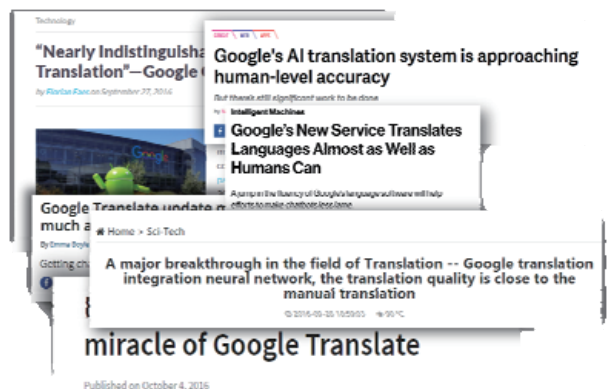


図 7 Google 翻訳導入に対する反応 (Castilho, et, al 2017)

## 3.2 国際会議 EAMT2017 での最新の研究成果について

### (1) EAMT とは

機械翻訳の技術と利用に関する国際的団体、国際機械翻訳連盟 (IAMT) の欧州地域の機械翻訳に関する様々な活動を支援広報している団体が欧州機械翻訳協会 (EAMT) であり、年 1 回独自の国際会議 EAMT 開催している。欧州は、日常の様々な活動や人の交流が多言語で行われていることもあり、機械翻訳導入による言語障壁の克服に対しては、以前より最も積極的である。2017 年度は第 20 回の EAMT がチェコの首都プラハで行われた。

### (2) 発表内容

EAMT も他の機械翻訳の国際会議同様、そのほとんどがニューラル翻訳に関連する発表であった。本稿ではニューラル翻訳に関する技術的な面に関しては、特段言及しないが、ニューラル翻訳技術を導入することにより、翻訳性能のどのような影響を与えているかについても多数の発表があったので、その一部を以下で紹介する。

機械翻訳技術は、コンピュータが生まれた当初から主要な応用であり、以前より多くの期待があった。特に新たな技術が生み出されたタイミング（例えば統計的機械翻訳 SMT や昨今のニューラル機械翻訳 NMT）では、性能に対する大きな期待が生まれたが、それぞれの技術が普及し、その限界が見えてくると、性能に対する期待が実際より低下するという傾向を続けてきた（図 8）。今回の NMT 技術の導入も現在は過大な期待があるのではないかとの発表があった。

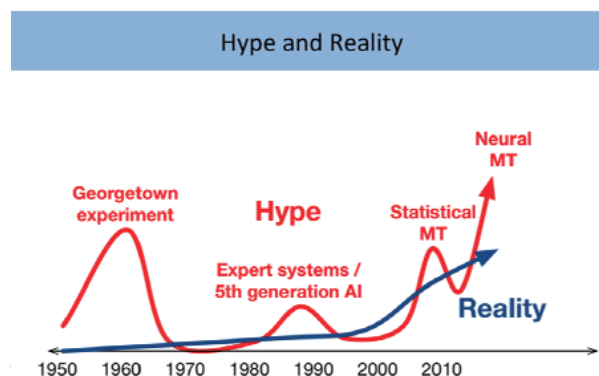


図 8 機械翻訳性能への期待と実際の性能 (Kohen, Webinar 2017; Castilho 2017)

また、欧州の様々な言語に対し、従来型の SMT と最新の NMT の翻訳品質に関する発表が多数あった。例



例えば、Klubička らは、英語から欧州言語に様々な分野（新聞記事、e-コマース、MOOCs）の文を翻訳させた場合の SMT と NMT の比較に関する発表があった。それによると、言語によりばらつきはあるものの、BLEU による自動評価の結果性能、NMT の方が高い性能を達成している (Klubička et. al 2017)。

表 1 性能比較例（新聞記事での評価）  
(WAT2016; Klubička et.al 2017)

・英語→デンマーク語、ドイツ語、フィンランド語、ルーマニア語、ロシア語

System	From EN				
	CS	DE	FI	RO	RU
PBMT	23.7	30.6	15.3	27.4	24.3
NMT	<b>25.9</b>	<b>34.2</b>	<b>18.0</b>	<b>28.9</b>	<b>26.0</b>
System	Into EN				
	CS	DE	FI	RO	RU
PBMT	30.4	35.2	23.7	35.4	29.3
NMT	<b>31.4</b>	<b>38.7</b>	-	<b>34.1</b>	28.2

Table 2: BLEU scores of the best NMT and PBMT systems

Bold: statistical significance (BLEU)  
Green: statistical significance (human evaluation)

表 2 性能比較例（e-commerce での評価）  
(WAT2016; Klubička et.al 2017)

・英語→ドイツ語

・NMT: a text-only NMT model, NMTinc: a multi-modal NMT model

Model	BLEU4↑	METEOR↑	TER↓	chrF3↑	Adequacy↓
NMT <sub>t</sub>	22.5	40.0	58.0	56.7	2.71 ± .48
NMT <sub>m</sub>	25.1 <sup>†</sup>	42.6 <sup>†</sup>	55.5 <sup>†</sup>	58.6	2.36 ± .47
PBSMT	27.4 <sup>††</sup>	45.8 <sup>††</sup>	55.4 <sup>†</sup>	61.6	2.36 ± .47

表 3 性能比較例（MOOCs での評価）  
(WAT2016; Klubička et.al 2017)

・英語→ドイツ語、ギリシャ語、ポルトガル語、ロシア語

Lang.	System	BLEU	METEOR	HTER	Fluency	Adequacy
DE	SMT	41.5	33.6	49.0	2.60	2.85
	NMT	61.2 <sup>†</sup>	42.7 <sup>†</sup>	32.2	2.95	2.79
EL	SMT	47.0	35.8	45.1	2.86	3.44
	NMT	56.6 <sup>†</sup>	40.1 <sup>†</sup>	38.0	3.08	3.46
PT	SMT	57.0	41.6	33.4	3.15	3.73
	NMT	59.9	43.4	31.6	3.22	3.79
RU	SMT	41.9	33.7	44.6	2.70	2.98
	NMT	57.3 <sup>†</sup>	40.65 <sup>†</sup>	33.9	3.08	3.12

また、機械翻訳の翻訳結果に基づき、翻訳エラーを分析する手法の一つである、Multidimensional Quality Metrics (MQM) (図 9) を用いて、訳文を評価する発表もあった。

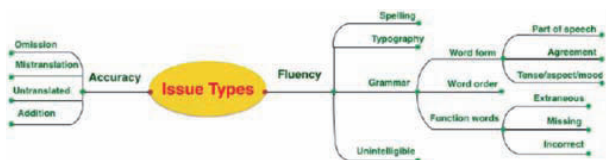


図 9 機械翻訳結果のエラー分析: Multidimensional Quality Metrics (MQM) ( Klubička et.al 2017)

それによると、訳文の適切性 (Accuracy) という観点から見た場合には、誤訳や過訳は統計翻訳 (PBMT) に比べ少ないが、ニューラル機械翻訳 (NMT) の問題

点としてよく指摘される省略や未訳による誤りが多いとの傾向が示された。ただし訳の流暢さに関しては、全般的に NMT が PBMT をすべての項目において誤りが少ないという結果が示されている。

表 4 機械翻訳結果のエラー分析結果: MQM Accuracy  
(英語→クロアチア語; Klubička et.al 2017)

Error type	PBMT		Factored		NMT	
	No error	Error	No error	Error	No error	Error
Accuracy	3467	369	3525	*291	3402	266
Mistranslation	3547	289	3586	*230	3471	197
Omission	3801	35	3793	23	3619	*49
Addition	3814	22	3797	19	3655	13
Untranslated	3813	23	3797	19	3662	*6

\* p<0.05 (compared to the system on its left)

表 5 機械翻訳結果のエラー分析結果: MQM Fluency  
(英語→クロアチア語; Klubička et.al 2017)

Error type	PBMT		Factored		NMT	
	No error	Error	No error	Error	No error	Error
Fluency	3195	641	3298	*518	3465	**188
Unintelligible	3790	46	3769	47	3668	**0
Grammar	3270	566	3371	**445	3497	**156
Word order	3752	84	3752	64	3646	**22
Word form	3389	447	3471	*345	3538	**102
Tense...	3775	61	3765	51	3648	*20
Agreement	3466	370	3540	*276	3566	**102
Number	3778	58	3772	44	3646	*22
Gender	3788	48	3756	60	3644	*24
Case	3614	222	3694	*122	3622	**46
Person	3836	0	3816	0	3664	4

\*\* p<0.01, \* p<0.05 (compared to the system on its left)

また、従来法である統計的機械翻訳 (SMT) では、翻訳対象文を構文解析後、目的言語に近い語順に並び替える手法が効果を上げていることが広く知られているが、それをニューラル機械翻訳 (NMT) に適用したところ、効果がないとの発表も興味深い (表 6)。

表 6 事前並び替えの効果比較 (SBMT と NMT)  
(Ramm et.al 2017)

・SMT: 事前並び替えの効果あり(3種類のパーザーを用い比較)

	Baseline			SR			PCFG			BLLIP		
	BLEU	t <sub>r</sub>	t <sub>f</sub>	BLEU	t <sub>r</sub>	t <sub>f</sub>	BLEU	t <sub>r</sub>	t <sub>f</sub>	BLEU	t <sub>r</sub>	t <sub>f</sub>
EN→DE	40.10	187		40.74	97	254	41.17	372	579	41.49	1279	1468
EN→JA	49.44	135		51.33	25	155	50.29	413	544	51.33	372	492
EN→ZH (PP-NP)	24.99	197		24.40	50	245	24.47	252	460	24.66	627	819
EN→ZH (ofPP)	24.99	197		25.09	49	240	25.22	269	464	25.05	633	820

・NMT: 事前並び替えによる改善効果なし

	Baseline		SR	
	BLEU	Human	BLEU	Human
EN-DE	38.26	49.2	36.74	50.8
EN-JA	67.66	-	60.77	-
EN-ZH (PP-NP)	27.65	36.9	26.67	30.7
EN-ZH (ofPP)	27.65	36.9	28.75	32.4

### 3.3 国際会議 MT Summit XVI での最新の研究成果について

(1) MT Summit (機械翻訳サミット) とは

MT Summit は、機械翻訳に関する様々な最新の成果の発表や、招待講演などが行われる国際会議である。この会議の特徴は、機械翻訳の研究開発者に加え、翻訳

者、翻訳会社、クライアント、翻訳支援ツールメーカー等の機械翻訳に関連する関係者が一堂に会し、機械翻訳の研究開発に関する最新の成果に関する研究開発者による発表だけでなく、機械翻訳技術を翻訳業務で実際に活用する方法など、翻訳会社や翻訳者などの利用者による発表も行われる点である。その意味では、本会議に参加すると、機械翻訳に関するあらゆる観点からの動向を把握することができるという。

本会議は、アジア太平洋機械翻訳協会 (AAMT) の上位組織である国際機械翻訳協会 (IAMT) が主催で、欧州機械翻訳協会 (EAMT)、アメリカ機械翻訳協会 (AMTA)、及び、AAMT が交代で、欧州、北米、アジア・太平洋と開催場所を変えて、隔年で開催している。今まで AAMT が運営した会議は、日本・箱根 (第 1 回; 1987)、日本・神戸 (第 4 回; 1993)、シンガポール (第 7 回; 1999)、タイ・ブーケット (第 10 回; 2005)、中国・アモイ (第 13 回; 2011) だったが、2017 年に行われた第 16 回の MT Summit は、24 年ぶりに日本で開催された。前述のとおり、日本においては今まで以上に機械翻訳が注目されているタイミングであったので、2017 年に日本で行われた、MT Summit は盛況のうちに終了した。

## (2) 開催概要

【開催日】 2017 年 9 月 18 日(月)~9 月 22 日(金)

【開催場所】 名古屋大学東山キャンパス

### 【会議概要】

・論文発表：機械翻訳に関連する投稿された論文の中から査読を経て、選ばれた論文が当日発表（口頭発表もしくはポスター発表）された。

研究トラック：機械翻訳の最先端の研究開発についての選ばれた 26 件の論文発表（口頭 16 件（NMT 改良 5 件、ハイブリッド 2 件、データ構築 2 件、評価と認知モデル 3 件、分野適応 2 件、SMT 改良 2 件）、ポスター 10 件）が行われた。

ユーザートラック：機械翻訳を実際に翻訳プロセスに導入する方法や、うまく活用する方法など、ユーザーの視点に立った成果 20 件（コーパス 2 件、QA とターミノロジー 7 件、ユーザー事例 3 件、生産性 3 件、データ構築 3 件、MOOC のための MT 2 件）の発表が行われた。

### ・招待講演・パネルディスカッション

機械翻訳の研究開発者、機械翻訳の利用に関する専門家などを呼び講演を行った。今回は下記の招待講演が行われた。

#### パネルディスカッション：

MT and AI: Probing Near- and Medium-Term Impacts:

オーガナイザー Sharon O'Brien (DCU), Michel Simard (NRC), パネリスト Pascale Fung (HKUST), Tony Hartley (立教大), Chris Wendt (Microsoft), 武田 珂代子 (立教大), Olga Beregovaya (Welocalize/AMTA)

#### 招待講演：

NMT Technologies and Their Futures - Baidu, Google and Microsoft: Wu Hua (Baidu), 賀沢秀人 (Google), William Lewis (Microsoft)

Introduction of MT into Industrial-Scale Translation Workflows with Translator Acceptance: Chris Pyne (SAP)

Social Innovation Based on Speech-to-Speech Translation Technology Targeting the 2020 Tokyo Olympic/Paralympic Games: 隅田英一郎 (NICT)

### ・チュートリアル

機械翻訳に関する様々な技術、利用法について等についてチュートリアルを実施した。今回は下記のチュートリアルが実施された。

To NMT or Not to NMT - Applications of Neural MT in a Localization Ecosystem: Dimitar Shterionov (Kantan MT)

Machine Translation Customization with Microsoft Translator Hub: Chris Wendt (Microsoft)

Controlled Language Helps You Improve Comprehensibility and Translation Quality: 中村哲三 (JTCA, エレクトロスイスジャパン)

### ・併設ワークショップ

機械翻訳に関連するトピックについて、ワークショップを開催する。開催ワークショップの選定は、公募形式で行った。今回は下記のワークショップが開催された。



図 10 名古屋大学東山キャンパス

MT for Academic Writing: A Hands-On Workshop  
The 7th Workshop on Patent and Scientific  
Literature Translation (PSLT 2017)  
Machine Translation Acceptance among the  
Language Industry (日本翻訳連盟 (JTF) 企画運  
営)

なお、紙面の都合上 MT Summit XVI に関してはそ  
の発表内容について概説はできなかったが、予稿集や  
一部の発表スライドは下記 URL から入手できるので、  
参考にされたい。

<http://mtsummit2017.org/>

## 4 特許翻訳における課題と今後の方向性

特許文書の翻訳需要としては、大きく、出願された特許の内容を確認するための翻訳（インバウンド）と、外国に特許を出願するための翻訳（アウトバウンド）に分れる。インバウンド翻訳では、その主な目的が、特許の出願内容の把握であるため、多少の翻訳ミスがあっても内容が分かれば許容される。その意味で、ニューラル機械翻訳技術を活用すれば、インバウンド用途においては、機械翻訳は十分活用できるレベルに達しているといえる。これに対して、アウトバウンド翻訳では、翻訳された文章が、そのまま特許の審査対象となるため、翻訳内容の正確性や、特許文としての表現の適切性など、インバウンド翻訳より高い翻訳品質が求められる。よって、機械翻訳の利用においては、現在の技術レベルを考えると、機械翻訳前後の人間による編集作業（前編集及び後編集）が必須となる。ただし、従来の統計的機械翻訳では前編集が有効であったが、ニューラル機械翻訳では前

編集の効果は少ないとの報告があるため、注意が必要である。

特許文章の翻訳を機械翻訳という観点からとらえると、利点・欠点が存在する。利点はその大量な多言語データの存在である。前述の通り、以前の主流であった統計的機械翻訳技術もニューラル機械翻訳技術も、翻訳したい分野の対訳データをどれだけ事前に集められるかによって、その分野のテキストの翻訳に対する翻訳品質が変わってくる。この点、特許文書は同じ特許を複数の国に出願する場合、母国語で作成された特許明細は翻訳され、さらに、その出願された特許は、ある一定期間後には公開される。他の国に出願された同じ特許は、パテントファミリーの情報により、検索が可能である。以上のことから、他国に出願された膨大な特許を検索し、学習用の対訳データとすることにより、特許文書向けの機械翻訳システムの構築が容易できるのである。また、特許の文章は、成立させることを目的としているため、比較的、限定的で明確な文章構造や表現を持っている。これは、表現のバリエーションが存在すると、翻訳品質の維持が難しいという、機械翻訳の特性を考えると、有利な点である。また、特許文には限らないが、別の観点として、訳語の統一がある。特許文では、提案手法が明確に記述されていることが必要となるため、その文中に現れる用語も同じものを指し示すのであればまったく同じ表現で訳されることが望ましい。この点、機械翻訳では、同じ語に対して同じ訳が用いられる傾向が強いため、用語統一が容易という利点もある。ただしニューラル機械翻訳は、その計算量の多さから膨大な語彙情報の処理が難しいという弱点があるため、その扱いには注意が必要となる。

反面、特許の文は、一般的に長い文が多いという傾向がある。その典型的な例が請求項の文である。ここまで長いと1文をそのまま機械翻訳にかけただけでは、活用できる品質の翻訳結果を得ることは困難であるため、文を分割するなどの様々な前処理、後処理が行われるのが普通である。また、日英翻訳のように、語順や構造が大きく異なる言語間の翻訳においては、文が長いと語順の変換操作が困難となり、翻訳品質が低下してしまう。この問題に関しては、語順を翻訳の前処理として並び替える統計的機械翻訳技術が提案され、品質が改善されつつある。ただし前述のようにNMTでは前処理の効果が少ないという報告があるため、ニューラル機械翻訳を活用した前処理については更なる研究が待たれる。また、特許の性質上新しい技術に関する記述が主となるため、新たな語が頻繁に出現するという傾向にある。よって未知語を事前に発見しその訳語を登録するなどの処理が必要となる。ただし、前述の通り、特許は対訳データの宝庫であるため、大量の対訳データに対し対訳単語対を発見する手法を適用することで、ある程度は事前に訳語を登録することも可能である。ニューラル機械翻訳においてはこれらの対訳単語対をどのように処理の中に組み込んでいくかが、技術的なポイントとなる。さらに、複数国に出願された特許は確かに同じ内容の文書が複数言語で翻訳されるため、統計翻訳では学習データとして活用できるという利点はあるが、統計的機械翻訳、ニューラル機械翻訳とも、学習データとして文対応関係が付与されている必要があり、実際に複数言語で出願された特許は、文対応情報が付与されているわけではないため、事前に文対応付けが必要となる。また、出願特許の構造は、出願国に応じて異なる場合が多く、出願国に応じた構造的対応関係を認定する必要がある。これに対しては、特許文を対象とした対訳文対の自動抽出手法がいくつか提案されている。

翻訳技術の主流が、ルールベース型機械翻訳方式から、統計的機械翻訳方式、また、ニューラル機械翻訳方式、及び、それらのハイブリッド方式と変わっていくにつれて、大量の対訳データが収集・活用できる特許翻訳はその実用性も含めて、機械翻訳にとって極めて有望な分野であるといえる。また、過去の翻訳データを活用できることは、翻訳メモリーを活用した翻訳支援など、様々な翻訳支援ツールとの連携の可能性が高いことを示してい

る。欧米では、前述の通り、翻訳言語間の構造の近さから、英日翻訳のような構造的に遠い言語間よりの機械翻訳の品質が高いため、機械翻訳を翻訳プロセスの中に組み込むことが一般的に行われている。英日においては、昨今の急速な翻訳性能向上に伴い、翻訳プロセスへの機械翻訳の活用が始まってきている。しかし日英は、統計的機械翻訳の時代には十分な翻訳性能を達成できていないため、実務的な翻訳プロセスに組み込まれていなかったが、ニューラル機械翻訳により機械翻訳の活用が急速に進むのではないかと見られる。また訳文品質が十分でなくても、機械翻訳結果をうまく活用するために、業務フローの最適化を検討することも現時点では必要である。

## 5 おわりに

ニューラルネット機械翻訳技術の発展は目覚ましいものがあり、日々新たなアイディアに基づく新技術や活用事例が提案されている状況である。本稿の読者には、常に最新の情報を把握するよることを勧めたい。アジア太平洋機械翻訳協会（AAMT）としては、今後もニューラル機械翻訳技術に関する最新の情報を提供すべく課題調査活動を継続して進め、同会が年1回開催する機械翻訳フェアや日本翻訳連盟主催の翻訳祭などの機会を通じて、調査結果の発信を進めていきたい。



