

米国におけるインタラクティブ・アダプティブ 機械翻訳に関する動向

平成 30 年 3 月

国立研究開発法人 情報通信研究機構
(北米連携センター)

目次

1	米国におけるインタラクティブ・アダプティブ機械翻訳に関する動向	1
1.1	概要	1
1.2	インタラクティブ・アダプティブ MT の課題	3
1.2.1	開発側の課題	4
1.2.2	市場の参入障壁	5
1.3	市場規模と今後の展望	6
2	関連組織の概要・動向	7
2.1	Lilt(スタンフォード大学)	7
2.1.1	概要	7
2.1.2	技術	9
2.1.3	SDL との訴訟問題	12
2.1.4	最近の動向	13
2.2	カーネギーメロン大学	16
2.3	Amazon Web Services(AWS)	17
2.4	Microsoft	19
2.5	Google	20
3	関連会議メモ	21

図表

図表 1: Lilt のインタラクティブ・アダプティブ MT の概念図	2
図表 2: インタラクティブ MT とアダプティブ MT の整理	2
図表 3: SDL と Lilt のシステムの強みと弱み比較	5
図表 4: 2005~2015 年に創設された翻訳サービ・技術関連のスタートアップ企業	6
図表 5: 翻訳者向けの Lilt のソリューション比較	9
図表 6: Lilt のシステム構成図	10
図表 7: Lilt が発表した各社の MT 製品の英・独翻訳の品質評価	12
図表 8: 次の文字候補を表示する Lilt のゴーストテキスト	14
図表 9: Lilt の新しい固定ヘッダーとフッター・バー	14
図表 10: Lilt と Zendesk の連携図	15

1 米国におけるインタラクティブ・アダプティブ機械翻訳に関する動向

1.1 概要

インタラクティブ・アダプティブ機械翻訳(Interactive Adaptive Machine Translation〔MT〕)とは、カリフォルニア州パロアルトに拠点を構えるベンチャー企業 Lilt 社が発案したと考えられる¹、主にプロの翻訳者の翻訳作業を支援する事を目的とした、MT のモデル、翻訳支援(CAT: Computer-assisted translation)ツールの概念・名称である。インタラクティブ・アダプティブ MT は、翻訳者が使いやすいユーザインターフェースを追求するインタラクティブ MT (Interactive MT) の要素と、素早い自動学習能力と処理能力を備えたバックエンド技術を追求するアダプティブ MT (Adaptive MT) の要素で構成される²。

Google 翻訳(Google Translator)等を含む、一般的な MT モデルでは、機械が訳し終えた文章やフレーズを人間が確認し、間違いや不適切な訳を修正する必要がある(ポストエディット作業)。一方、インタラクティブ・アダプティブ MT では、翻訳者と機械の間のリアルタイムのインタラクション(やり取り)が確立され、機械がフレーズや単語を翻訳した傍から、翻訳者がフレーズや単語単位で訳の修正やフィードバックを行うことができる。インタラクティブ・アダプティブ MT の訳出プロセスの概要は以下のとおりである³。

(1) インタラクティブ・アダプティブ MT のシステムが、元々内蔵されている翻訳メモリデータ(translation memory data)を基に、文章の文頭部分の訳語候補の検討・提示を行う。

(2) システムが提示してきた訳語候補に対し、翻訳者がフィードバックを行う(訳語候補を容認、拒否、もしくは別の訳語の提示)。

(3) 翻訳者からのフィードバックを基に、システムは自動で学習・分析を行い、文章の残りの部分でより精度の上がった訳出を提示する。

(4) 訳語候補やフィードバックのやり取りを行えば行うほど、システム側にデータ(頻出単語、翻訳者の好み、業界固有の翻訳パターン等)が蓄積されていくため、MT の精度と効率は上がっていく。最終的に、翻訳時間の短縮や、翻訳者の負担を軽減することが可能である。

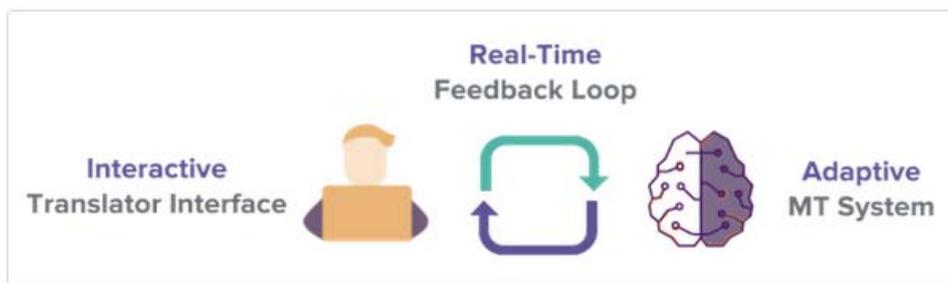
以下は、Lilt が発表したインタラクティブ・アダプティブ MT の概念図である。翻訳者と MT システム間に、リアルタイムのフィードバック・ループ(Feedback Loop: フィードバックの輪の意)を確立し、機械が提示してきた訳語や訳語候補に対し、翻訳者が瞬時にフィードバックを出せる様なシステムであることが示されている。

¹ 有識者に対して行ったヒアリングの結果によれば、「インタラクティブ・アダプティブ MT」というフレーズを基に研究開発を行っている組織(官、民、大学含む)は、Lilt 以外には、噂レベルでも聞いたことが無いとのことである。

² 2017 年 11 月に実施した米有識者へのヒアリング結果による。

³ <https://lilt.com/kb/memory/mt>; <https://lilt.com/kb/what-is-lilt>

図表 1: Lilt のインタラクティブ・アダプティブ MT の概念図



出典: Lilt 社⁴

インタラクティブ・アダプティブ MT を構成する、インタラクティブ MT とアダプティブ MT のそれぞれの概要は以下のとおりである。

図表 2: インタラクティブ MT とアダプティブ MT の整理

	インタラクティブ MT	アダプティブ MT
定義	翻訳者とシステム間のやり取り(インタラクション)の頻度を増やすことで、翻訳精度を上げ、翻訳者の作業負担を軽減する事を目指した、ユーザ視点の MT のモデル・機能	ユーザの判断や入力を基に、MT システムがリアルタイムで機械学習を行い、自動的により良い訳語を提示し、訳出の精度を上げるという、システム側視点の MT のモデル・機能
焦点技術	ユーザインターフェース (翻訳者が使いやすいものである必要があるため、開発は翻訳者からのフィードバックを受けつつ行われえる)	バックエンド技術 (翻訳作業を対応可能で、且つマシンラーニングの能力を備えていれば、統計的 MT でもニューラル MT でも構築は可能) ⁵
主な用途	プロの翻訳者の高品質な翻訳作業を効率化(翻訳者の作業負担や翻訳料を下げる等) ^{6,7}	翻訳時間の短縮と精度向上 (同じ誤訳の繰り返し発生等を防ぐ等) ⁸
仕組み(Lilt の場合)	①システムが、利用可能なすべての情報を基に、適切な訳語を選出する。 ②翻訳者は、システムが提示してきた訳語候補を受け入れる・拒否する、もしくはより適切な訳語を入力する。 ③翻訳者の判断やによって、システム側で同じ文章の残りの部分の訳語候補の選出が見直され、訳出の精度が上がる ⁹ 。	①事前にある程度の翻訳メモリデータをシステムに取り込んでおく。 ②翻訳者とのインタラクションが始まると、システムが自動で学習を開始する。学習を通して翻訳の精度が上がっていくため、別途マニュアルでデータを同期する必要が無い ¹⁰ 。

⁴ <https://lilt.com/kb/memory/mt>

⁵ 2017 年 11 月に実施した米有識者へのヒアリング結果による。

⁶ 2017 年 11 月に実施した米有識者へのヒアリング結果による。

⁷ 他方、Google 翻訳 (Google Translate) 等のスタンダードな MT 技術は、一般大衆の多言語間のコミュニケーションを支援する目的で利用されており、全体的に精度よりも、比較的安価でオンデマンド的な訳出を行うことを重視していると言える (2017 年 11 月に実施した米有識者へのヒアリング結果による)。

⁸ <https://lilt.com/kb/memory/mt>

⁹ <https://lilt.com/kb/memory/mt>

2017 年 11 月に実施した米有識者へのヒアリング結果による。

¹⁰ <https://lilt.com/kb/memory/mt>

	インタラクティブ MT	アダプティブ MT
備考・前提	<p>インタラクティブ MT 開発の根底には、以下 2 つの動機・予測が存在する。</p> <ul style="list-style-type: none"> MT を完璧にすることは難しく、高品質の人手翻訳の需要は引き続き存在する。 現在の市場で翻訳者に支払われているポストエディット料は、非常に高額であり、インタラクティブ MT を用いてこれを値下げできれば大きなビジネスチャンスとなる。 	<ul style="list-style-type: none"> 最新のニューラル MT (Neural MT)¹¹の方が、従来のフレーズベース統計的 MT (Phrase-based Statistical MT)¹²よりも正確な訳語候補を提示することが可能である。 最新の MT 技術であれば、大量の訳語を提示・処理可能だが、翻訳者が混乱しないように、最も適切な訳語を導きだす能力が求められる(要ユーザインターフェースの改善)。
現在の市場規模	<p>小規模 (主にプロの翻訳者を対象とした非常にニッチな市場であり、また複数の参入障壁がある¹³)</p>	<p>大規模 (アダプティブ MT は、MT の一般的なモデルであり、インタラクティブ MT と比べて、研究を行っている組織は多い¹⁴)</p>

また、「インタラクティブ・アダプティブ MT」という名称ではないものの、プロの翻訳者を支援する事を目的としていたり、翻訳者とシステム間のリアルタイムのやり取りを通して翻訳効率を上げる事を目指す MT 技術の研究は、Lilt 以外でも行われており、例えば英 SDL や、欧州連合 (EU) の技術開発プログラム「Horizon 2020」より助成金を受けて開発されているソリューションの ModernMT 等がある¹⁵。

米国においても、「リアルタイム・アダプティブ MT (real-time adaptive machine translation)¹⁶」、「翻訳者向けのインタラクティブ・アシスタンス (interactive assistance to human translators)¹⁷」等の類似概念や分野で過去に研究・検討が行われてきたが、開発側の技術的課題や、市場の参入障壁もあり、現在米国内で関連研究を行っている研究者の人数は限られている¹⁸。

1.2 インタラクティブ・アダプティブ MT の課題

ユーザにとって使いやすいインターフェースと、ユーザからのリアルタイムのフィードバックを基に自動学習・訳語推定するバックエンド技術を備えたインタラクティブ・アダプティブ MT には、開発者側の技術的な課題のほか、市場の参入障壁もあり、ビジネスとして確立することが難しい。

¹¹ ニューラル MT とは、人間の能神経の情報伝達機能を基に構築されたニューラルネットワークを活用した MT のことである。ニューラル MT では、翻訳を行いたい言語について、過去の翻訳事例や対訳等をシステムに入力するだけで、機械が自動学習を行い、各訳語が適切かどうかを確率的に検討し、訳を推定出力する。統計的 MT に比べると、訳の精度は高いものの、機械学習に必要なリソースが少ない少数言語の訳出では精度は落ちると言われている。
https://www.jstage.jst.go.jp/article/johokanri/60/5/60_299/html/-char/ja/

¹² 統計的 MT とは、ニューラル MT が導入されるまでは最先端とされていた MT 技術のことであり、翻訳が必要な文章をフレーズや単語で切った後、事前に構築されたフレーズテーブル(フレーズや単語ごとの対訳やその確率等を総合した表)を基に、フレーズや単語単位で訳を提示する。訳が複数存在したり、訳語同士の組み合わせが多様に存在するものについては、それぞれの組み合わせに点数をつけ、点数が最も高くなる組み合わせで訳語の出力を行う。
https://www.jstage.jst.go.jp/article/johokanri/60/5/60_299/html/-char/ja/

¹³ 2017 年 11 月に実施した米有識者へのヒアリング結果による。

¹⁴ 2017 年 11 月に実施した米有識者へのヒアリング結果による。

¹⁵ <https://medium.com/@kvashee/the-machine-translation-year-in-review-outlook-for-2017-805124aec8e6>

¹⁶ 以前はカーネギーメロン大学に所属し、現在は Amazon に所属するマイケル・デンコウスキー氏 (Michael Denkowski) の研究論文で使用されている名称。<http://www.cs.cmu.edu/~mdenkows/pdf/denkowski-mtht-2015.pdf>

¹⁷ ジョンズ・ホプキンス大学のフィリップ・コーン教授 (Philipp Koehn) の研究論文で使用されている名称。<http://www.mt-archive.info/MTS-2009-Koehn-2.pdf>

¹⁸ 2017 年 11 月に実施した米有識者へのヒアリング結果による。

1.2.1 開発側の課題

- **MT 全般の課題**…インタラクティブ・アダプティブ MT に限らず、全ての MT の課題と言えるのが、言語間の翻訳の相性、少数言語のデータ不足、またソーシャルメディアの台頭による新しい用語の誕生である。言語間の翻訳の相性については、MT がフランス語—英語間の訳出に高い精度を発揮できる一方で、韓国語—英語間や中国語—英語間では、構成やイディオムにより大きな違いがあるため、訳出は難航する。文章の意味合いは、異なる言語によって大きく変わるものであるため、機械にとって最も適切な意味を検討する事は難しい。ただし全般的な傾向としては、技術の発展により難易度の高い翻訳に対する MT の利用度は上がってきている¹⁹。

また、データ量の少ない少数言語の訳出や、ソーシャルメディアの台頭等によって生まれた新しい用語の訳出も、MT の課題とされている²⁰。

- **翻訳者に使いやすいシステム的设计**…インタラクティブ・アダプティブ MT を開発する上で、最も大きな技術的課題の一つは、翻訳者にとって使い勝手の良いユーザインターフェースを開発する事である。バックエンド技術は、大量の情報を処理できる、自動学習能力を備えたシステムを採用すれば良いため、フレーズベース統計的 MT でも、ニューラル MT でも対応可能である²¹。

しかしながら、大量のデータを処理可能なニューラル MT を用いる等して、大量の訳語候補を翻訳者に一気に開示すれば、翻訳者は混乱し、作業効率は低下する。このため、最も適切な訳語候補を少数絞りこみ、ユーザに提示可能なシステムでなくてはならない。インタラクティブ MT の開発には、実際にツールを使う翻訳者からの洞察や評価が不可欠である²²。

- **データの統合方法**…データをどの様に MT モデルに統合するかも技術的な課題である。現在は、ニューラルネットワークと、マシンラーニングやルール・ベースモデルをどの様に統合し、更にシステムと翻訳者間のインタラクションをどの様に統合させるかという点が課題となっている²³。
- **開発人材に求められる高いニーズ**…インタラクティブ・アダプティブ MT の開発を行う人材には、ディープラーニングや AI など、コンピュータ科学分野に対する深い見識のほか、言語学の専門知識、そしてヒューマン・インターフェース設計に対する十分な理解が求められる。これらの見識や知識を包括的に有し、なお且つ MT の開発に強い関心を持つ人材の数は、非常に限定されている。開発

¹⁹ 2017 年 11 月に実施した米有識者へのヒアリング結果による。

²⁰ 2017 年 11 月に実施した米有識者へのヒアリング結果による。

²¹ 2017 年 11 月に実施した米有識者へのヒアリング結果による。

²² 2017 年 11 月に実施した米有識者へのヒアリング結果による。

²³ 2017 年 11 月に実施した米有識者へのヒアリング結果による。

人材の不足は、インタラクティブ・アダプティブ MT の開発や市場の成長を阻害する要因となっている²⁴。

また、ドイツのミュンヘンに拠点を構える翻訳企業 itl AG の翻訳技術専門家であるクリスティン・ブラックナー氏 (Christine Bruckner) は、Lilt と SDL の翻訳者支援ツールの強みと弱みを、以下の様に整理している²⁵。OS との互換性やデータセキュリティ、限定されたソース言語等、指摘されている弱みのいくつかは、同二社のシステムだけでなく、翻訳者支援向けの MT システム全般にも言える技術的課題と考えられる。同様に、二社の強みとして挙げられている点 (API のオープン化や、システムの使い易さ等) も、他の組織にとっては技術的な課題となり得る。

図表 3: SDL と Lilt のシステムの強みと弱み比較

SDL (アダプティブ MT を搭載した Studio 2017)		Lilt	
強み	弱み	強み	弱み
<ul style="list-style-type: none"> ▪ SDL が業界で確かな地位を確立している ▪ SDL の翻訳サービスと併用可能 ▪ SDL に MT 関連の研究開発の地盤がある ▪ その他の CAT や MT ベンダよりも法人との関係が確立されている ▪ アダプティブ MT と伝統的な CAT が上手く統合されている ▪ 個人用アダプティブ MT エンジンは、一つまで無料でアクセス可能 ▪ プラグインやコネクタ向けの API が (ほぼ) オープン化されている 	<ul style="list-style-type: none"> ▪ OS は MS Windows へのみ対応 ▪ アダプティブ MT エンジンのバッチ更新が無い ▪ ソース言語 (source language) が英語しかない ▪ MT の訳出の質や、アダプティブ MT の学習能力が十分でない ▪ ユーザからのフィードバックの反映が遅い ▪ システムの用語認識が曖昧 	<ul style="list-style-type: none"> ▪ 業界においてフレキシブルな存在である ▪ ユーザーからのフィードバックの反映が早い ▪ OS に依存しない ▪ 直観的で、使いやすい ▪ 分割編集後の統合が簡単 	<ul style="list-style-type: none"> ▪ 保守的な市場に参入しているベンチャー企業である ▪ ソース言語が英語しかない ▪ データセキュリティ、プライバシーの懸念 ▪ 機械学習のために、事前にある程度のデータ量を必要とする

出典: ブラックナー氏の資料を基に作成²⁶

1.2.2 市場の参入障壁

- **実際のニーズが分かり難い市場構成**…インタラクティブ・アダプティブ MT 分野でビジネスを成功させるためには、①市場で売れる製品、②ネット基盤の独自のインターフェース、③ある程度の数の顧客の 3 つが必要となる。しかしながら、この市場は非常に細分化されており、一企業がこの 3 つを全て備えることは難しい。例えば、MT のプラットフォームを購入する決定権限を有する企業担当者が、必ずしも実際のユーザである翻訳者であるとは限らないため、この両者の間でニーズの違いがある場合には、それらを把握することは難しい²⁷。

²⁴ 2017 年 11 月に実施した米有識者へのヒアリング結果による。

²⁵ <https://www.linkedin.com/pulse/sdl-vs-lilt-statement-favour-diversity-adaptive-mt-christine-bruckner/>

²⁶ <https://www.linkedin.com/pulse/sdl-vs-lilt-statement-favour-diversity-adaptive-mt-christine-bruckner/>

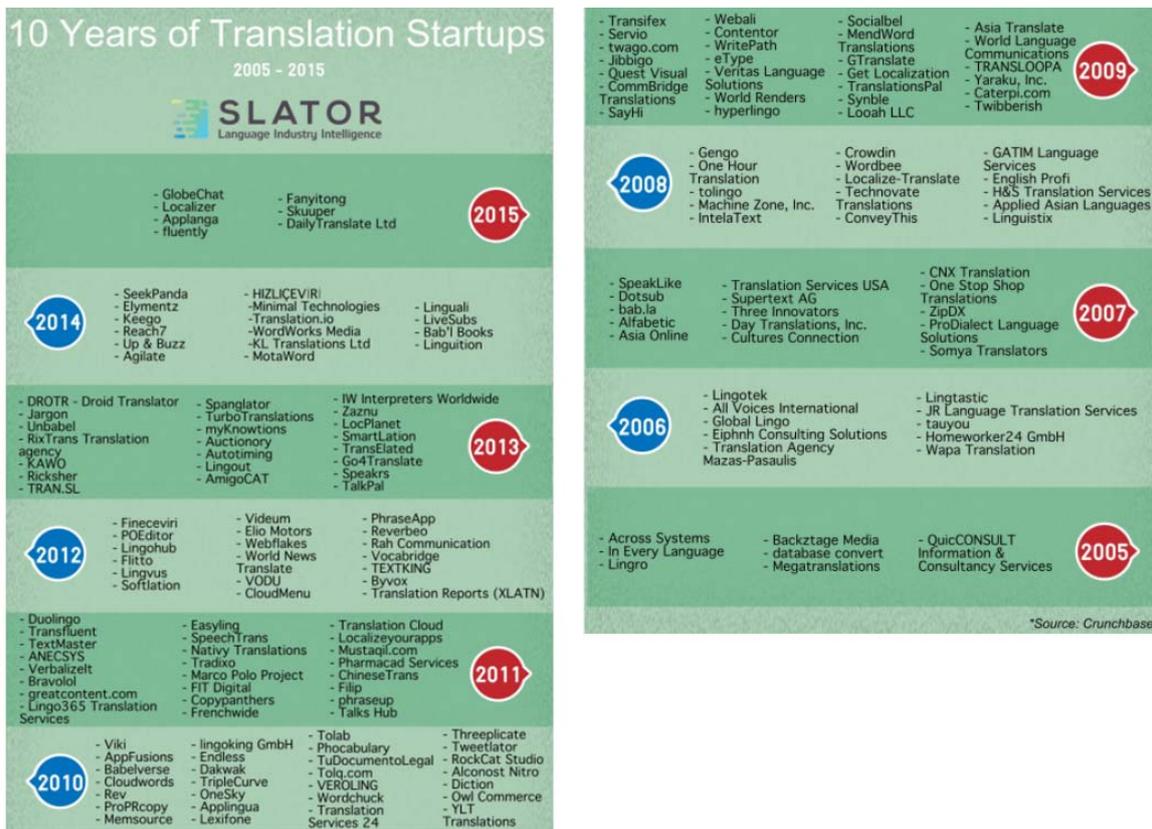
²⁷ 2017 年 11 月に実施した米有識者へのヒアリング結果による。

- **既存の製品への依存**…翻訳会社やその大手顧客は、標準化されたシステムを求おり、またそれぞれの翻訳者が既に既存の製品に依存しているため、新しい製品の導入に関心が低いという点も挙げられる²⁸。

1.3 市場規模と今後の展望

スタートアップ企業やベンチャーキャピタル、インキュベーター等のデータベースである米 Crunchbase によれば、2005~2015年の10年間で創設された翻訳サービス・技術全般のスタートアップ企業の総数は、約200社に上り(具体的な社名については、以下の図参照)、これら企業への投資額は、2015年8月~2016年2月の間だけで、約4,000万ドルに達した²⁹。またMTの世界市場は、2023年までに22億7,570万ドル規模になると予想され、中でもインド、中国、インドネシアなどでMTの導入が進む結果、アジア太平洋地域の成長率が最も高くなると見込まれる³⁰。

図表 4: 2005~2015年に創設された翻訳サービス・技術関連のスタートアップ企業



出典: Crunchbase の情報を基に Slator 作成³¹

²⁸ 2017年11月に実施した米有識者へのヒアリング結果による。

²⁹ <https://slator.com/features/6-to-watch-how-these-translation-startups-disrupt-the-supply-chain/>

³⁰ <https://globenewswire.com/news-release/2017/08/28/1100875/0/en/Machine-Translation-Market-to-Reach-2-275-7-Million-By-2023-P-S-Market-Research.html>

³¹ <https://slator.com/features/disruption-in-progress-10-years-and-190-translation-startups/>

一方で、インタラクティブ MT やアダプティブ MT の市場単体の規模を示すデータは、公開情報上では見受けられない。しかしながら、本調査でヒアリングを行った米有識者によれば、アダプティブ MT は、MT の実現に必要な一般的なモデル・機能であるため、多くの組織が開発を進めている。実際に現在、Google や Microsoft 等の複数の米大手企業が、アダプティブ MT の基幹技術となり得るニューラル MT の導入を進めている³²。

一方で、インタラクティブ MT については、アダプティブ MT に比べると、米国の専門家や組織の関心はまだそれほど高くないと見られる。有識者によれば、Lilt はインタラクティブ MT の開発に力を入れている唯一の米企業と言っても過言ではなく、同社は 300 万ドルのベンチャー資金を調達し、これまでに最低 10 の大手顧客と契約したが、同業他社である英 SDL と比べるとその規模はまだ小さい³³。この大きな理由としては、インタラクティブ MT がプロの翻訳者というニッチな市場をターゲットとしていることや、前述した様な様々な課題や市場の参入障壁があること等が挙げられる。

しかしながら、本調査でヒアリングを行った米有識者は、Google や Amazon 等の米国の大手企業にとって、利用者の使いやすさを重視する翻訳モデルの開発は避けられないと指摘する³⁴。これらの企業が Lilt や SDL の様に、プロの翻訳者向けのインタラクティブなソリューションを開発しているかどうかは不透明であるものの、これらの企業は、インタラクティブ MT やアダプティブ MT に見識の深い研究者に対し、助成金を提供したり、自社の研究員としてヘッドハンティングしたりする等しているため、関連研究の潜在力はあるものとみられる。

2 関連組織の概要・動向

ここでは、インタラクティブ・アダプティブ MT の概念を生み出した Lilt や、その前身であるスタンフォード大学、その他インタラクティブ MT やアダプティブ MT に見識の深い研究者や関連ナレッジを有する米国内の組織の概要や動向を紹介する。

2.1 Lilt(スタンフォード大学)

2.1.1 概要

2015 年 3 月設立の Lilt は、カリフォルニア州パロアルトに拠点を置く、社員およそ 10 人の非公開ベンチャー企業である。Lilt は、最高経営責任者(CEO)のスペンス・グリーン氏(Spence Green)と首席科学官(Chief Scientist)のジョン・デネロ氏(John DeNero)が、スタンフォード大学からスピノフする形で共同創業した企業である。グリーン氏はスタンフォード大学から、デネロ氏はカリフォルニア大学バークレー校から

³² 2017 年 11 月に実施した米有識者へのヒアリング結果による。

³³ 2017 年 11 月に実施した米有識者へのヒアリング結果による。

³⁴ 2017 年 11 月に実施した米有識者へのヒアリング結果による。

それぞれ博士号を取得したコンピュータ科学者で、両氏とも Google の MT 部門に在籍した経験を有する。このため、Lilt の技術は、スタンフォード大学と Google における研究を基にしている³⁵。

人材： Lilt の社員数はおよそ 10 名ほどと見られている。このほか、Google 翻訳の発案者の一人であるフランツ・オッホ氏 (Franz Och) や、Lilt の競合相手である英 SDL の言語技術部門 (Language Technologies unit) で元 CEO を務めていたキース・ラスカ氏 (Keith Laska) 等が顧問を務めている³⁶。

資金： Lilt はこれまでに 2 度の資金調達ラウンドを経験しており、2015 年 5 月の最初の資金調達ラウンドでは、ベンチャーキャピタルの XSeed Capital (カリフォルニア州ポートラ・バレー) から 65 万米ドルを調達した³⁷。2 度目の資金調達ラウンドは 2016 年 10 月であり、Redpoint Ventures (カリフォルニア州メンローパーク)、Zetta Venture Partners (カリフォルニア州サンフランシスコ)、XSeed Capital の 3 社から 235 万米ドルを調達した³⁸。

これらのシード資金の総額は、およそ 300 万米ドルであったが、この資金規模は SDL の資金力と比べると、微々たるものである³⁹。市場を牽引する SDL は、2016 年の売上高が 3 億 3,000 万米ドルであり、時価総額は 5 億米ドルを超えている⁴⁰。

事業内容： Lilt は、多くの翻訳者にとって面倒なプロセスである、MT 結果のポストエディット作業の軽減を目指すソリューションとして、インタラクティブ・アダプティブ MT を提供している。同社のセールス・ターゲットには、プロの翻訳者や翻訳サービス会社のほか、翻訳サービスを求める法人等も含まれる。Lilt は、翻訳者向けに「Lilt Pro」と、その強化版である「Lilt Pro Plus」を提供しており、この 2 つには、1 ヶ月に訳出可能なワードや MT エンジン数、無料のカスタマーサポートの有無等に違いがある (以下の図参照)。

³⁵ <https://lilt.com/kb/what-is-lilt>

³⁶ <https://slator.com/ma-and-funding/lilt-raises-usd-2-35m-hires-sdl-veteran/>
<https://www.crunchbase.com/organization/lilt>

³⁷ <https://slator.com/features/6-to-watch-how-these-translation-startups-disrupt-the-supply-chain/>

³⁸ <https://venturebeat.com/2016/10/28/machine-translation-startup-lilt-raises-2-35-million-round-led-by-redpoint-zetta/>

³⁹ <https://venturebeat.com/2016/10/28/machine-translation-startup-lilt-raises-2-35-million-round-led-by-redpoint-zetta/>

⁴⁰ <https://slator.com/industry-news/sdl-sues-lilt-patent-infringement/>

図表 5: 翻訳者向けの Lilt のソリューション比較

	Pro	Pro Plus
Words / month	15,000	150,000
Lightning-fast CAT editor	✓	✓
Interactive, adaptive MT	✓	✓
Automatic tag placement	✓	✓
Translation memory	✓	✓
Termbase and concordance	✓	✓
File filters	40+	40+
Custom MT engines	15	50
Editable termbase	✓	✓
Quote builder	✓	✓
Free 24/7 support		✓

出典: Lilt⁴¹

Lilt は現在 10 強の主要顧客を有し⁴²、例えばカナダの小売業者である The Hudson's Bay Company は、Lilt のプラットフォームの使用を最近開始した⁴³。また Lilt は昨今、ウェブ会議の開催やツイッター広告によって、特にフリーランス翻訳者向けの販促に力を入れている⁴⁴。

Lilt のシステムは、英語と主要な 12 言語(中国語[簡体]、デンマーク語、オランダ語、フランス語、ドイツ語、イタリア語、ノルウェー語、ポーランド語、ポルトガル語、ロシア語、スペイン語、スウェーデン語)の翻訳に対応している。英語—日本語間の訳や、英語から韓国語、アラビア語の訳出についても、個別対応をしている⁴⁵。

2.1.2 技術

Lilt のインタラクティブ・アダプティブ MT システムは、翻訳者が使いやすいインターフェース(Lilt の製品名は「Editor」と、自動学習・訳語推定機能を備えたバックエンド技術で構成されたクラウドベースの CAT システムである。翻訳者と機械間のインタラクション頻度を増やすことにより、機械学習を通して徐々に MT による翻訳精度を向上させ、最終的に翻訳者の作業量を軽減する事が期待される。システムは、利用者の専門や好み、業界固有の翻訳パターン、そして特定のスタイルを記憶・処理し、文章から文書へと引き継ぐことができ、情報量が増えれば増えるほど、システムの訳出精度は向上していく⁴⁶。

⁴¹ <https://lilt.com/pricing/translator>

⁴² <https://venturebeat.com/2016/10/28/machine-translation-startup-lilt-raises-2-35-million-round-led-by-redpoint-zetta/>

⁴³ <https://slator.com/ma-and-funding/lilt-raises-usd-2-35m-hires-sdl-veteran/>

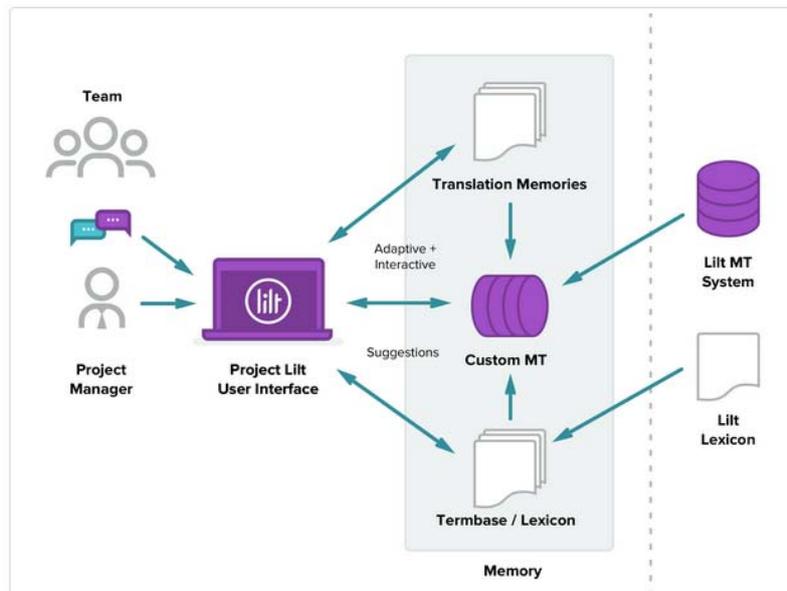
⁴⁴ <https://slator.com/features/6-to-watch-how-these-translation-startups-disrupt-the-supply-chain/>

⁴⁵ <https://lilt.com/kb/languages>

⁴⁶ <https://slator.com/press-releases/lilt-launch-lilt-pro-a-cat-tool-for-enterprises-lsps-and-translators/>

システムのバックエンドの中核を担うのは、Lilt Memory であり、ここには大きく分けて三つのデータが集約されている(以下の図の右半分参照)。一つ目は、英語と単一の言語(例えばドイツ語)間の翻訳メモリデータ(Translation Memories)である。二つ目は、各業界固有の翻訳パターンや用語集(Termbase/Lexicon)、そして三つ目は翻訳者からのフィードバックである。これら三つのデータが統合、順次アップデートされることで、ユーザが利用する MT システムはカスタマイズされ、文脈に合った適切な訳語候補を提示可能である。ユーザは、ブラウザ基盤のウェブ・アプリケーションを経由して Lilt のインターフェースと Lilt Memory にアクセス可能である(図の左部分)⁴⁷。

図表 6: Lilt のシステム構成図



出典: Lilt⁴⁸

なお、この Lilt のシステムの基となった技術やプロジェクトの例は、以下のとおりである。

- **予測翻訳メモリ(PTM)**…Lilt の技術は、2012 年にスタンフォード大学で開発された「予測翻訳メモリ(PTM: Predictive Translation Memory)」と呼ばれるシステムを基盤としている。PTM は、MT システム(翻訳メモリ含む)使用時の翻訳者の行動や反応を分析し、翻訳者とシステム間の連携を強化することを目的としたヒューマン・コンピュータ・インタラクション(HCI: Human-computer interaction)プロジェクトであった⁴⁹。

⁴⁷ <https://slator.com/press-releases/lilt-launches-language-service-provider-partner-program/>

⁴⁸ <https://lilt.com/kb/memory/memories>

⁴⁹ <http://www.atanet.org/chronicle-online/featured/beyond-post-editing-advances-in-interactive-translation-environments/#sthash.wY4DyRI3.dpbs>

このプロジェクトを通して、MT システムのインターフェースの改善や、翻訳者のフィードバックの方法等に改善が加えられた。このプロジェクトには、32 名のプロの翻訳者が参加し、英語—ドイツ語間のインタラクティブ・アダプティブ MT を実際に体験した上で、開発チームにフィードバックを提供した。PTM は後に商用化の段階で、製品「Lilt」となった⁵⁰。

- **オープンソース型 MT システム・ツールキット「Phrasal」**…Phrasal は、スタンフォード大学自然言語処理グループ (NLP: Natural Language Processing Group) が配布している、オープンソース型の MT システム・ツールキットである。Phrasal では、MT システムを構成するのに役立つコード等が公開されており、Lilt も製品 (特に同社が最初に採用していたフレーズベース統計的 MT) の開発に活用した⁵¹。

Lilt の創設者のグリーン氏によれば、Lilt も Phrasal に情報を提供している。また、Lilt の製品に内蔵されている用語索引サービスの Lexicon もオープンソース化されており、カリフォルニア大学バークレー校の Oscii Lab と共同開発された⁵²。

- **フレーズベース統計的 MT とニューラル MT**…Lilt は創設時、フレーズベース統計的 MT をバックエンド技術として採用していた。しかしながらその後、ニューラル MT に移行している。この技術移行の検討は、少なくとも 2015 年の時点で始められていたものと見られる。

同社は 2016 年 8 月、スタンフォード大学の研究者と連携し、接頭辞を制約 (Prefix-Constrained) した上での、フレーズベース統計的 MT とニューラル MT のモデルやパフォーマンスを検討した論文を発表した。接頭辞制約とは、機械が提示してきた文頭の訳に対して翻訳者がフィードバックを行い、それを基に機械が末尾の訳を検討するとするという、インタラクティブ・アダプティブ MT の基幹能力である。同社はこの論文を、2016 年の米コンピューター言語学会 (The Association for Computational Linguistics) の年次総会でも発表した⁵³。

この論文では、フレーズベース統計的 MT よりも、ニューラル MT の方が精度の高い訳を提示する事が出来たという実験結果が提示されている一方で、訳出の推定速度には多少の遅延があったと説明されている。また人為的エラーに対する対処には、フレーズベース統計的 MT とニューラル MT に、それぞれ長所と短所が見られたと説明されている⁵⁴。

その後 Lilt は 2017 年 11 月に、「アダプティブ・ニューラル MT (adaptive neural machine translation)」を正式に発表した。Lilt によれば、この技術は、翻訳者を支援するために人工知能と

⁵⁰ <http://www.atanet.org/chronicle-online/featured/beyond-post-editing-advances-in-interactive-translation-environments/#sthash.wY4DyRI3.dpbs>

⁵¹ <https://github.com/stanfordnlp/phrasal>: <https://lilt.com/kb/faq>

⁵² <https://lilt.com/kb/faq>

⁵³ <https://aclweb.org/anthology/P/P16/P16-1007.pdf>; <https://labs.lilt.com/technology-for-interactive-mt-c62f48c9f15a>

⁵⁴ <https://labs.lilt.com/technology-for-interactive-mt-c62f48c9f15a>

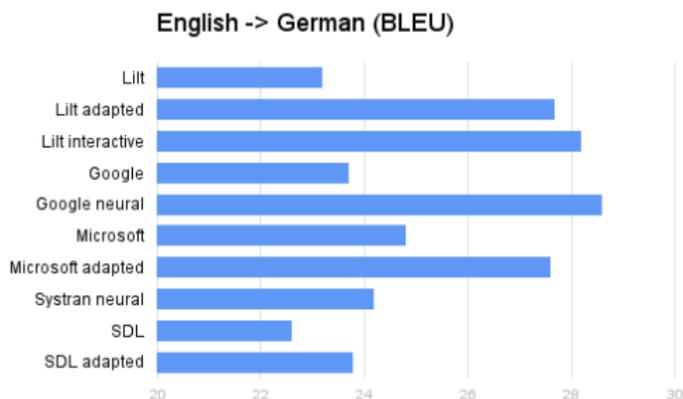
リアルタイム・フィードバック・ループ (real-time feedback loop) を採用した、業界で初めての事例である。また同社は、Lilt のニューラル・フィードバック・ループは、Google、Amazon、Facebook、Apple、Microsoft の現行製品のものよりも優れていると評価している⁵⁵。

2.1.3 SDL との訴訟問題

英 SDL は 2017 年 4 月、Lilt の特許侵害を主張し、北カリフォルニア地裁に訴訟を提起した。SDL の訴状によると、Lilt は SDL の特許 3 件を侵害し、SDL 製品の販促と販売を継続的に妨げており、SDL の顧客との関係を脅した⁵⁶。例えば SDL は訴状で、Lilt は、自社製品のスループットが SDL Trados (SDL の翻訳支援ツール) よりも最大 33% 速く、Lilt 製品の利用者は、データを SDL Trados へエクスポート、または SDL Trados からインポートすることができるかと主張しているとし、Lilt の主張の問題点をまとめている⁵⁷。

Lilt は 2017 年 1 月に、自社の製品と、SDL を含む主要各社 (Google、Microsoft、Systran 等) の製品を比較した結果を発表し、その中で SDL の製品を Lilt よりも劣るものと評価した (以下図参照)。これが大手 SDL を更に刺激したと見られている。SDL は Lilt に対し、損害賠償と、裁判費用やその他の関連費用の支払いを求めた⁵⁸。

図表 7: Lilt が発表した各社の MT 製品の英・独翻訳の品質評価



出典: Lilt⁵⁹

SDL が訴状で言及した 3 件の特許と、Lilt の特許侵害を主張する理由は以下のとおりである。これら 3 つの特許は、元々 Language Weaver 社と呼ばれる、南カリフォルニア大学からスピンオフされた企業が取得したものであるが、SDL はこの企業を 2010 年に買収し、特許を保有している⁶⁰。

⁵⁵ <http://www.prweb.com/releases/2017/11/prweb14865144.htm>

⁵⁶ https://insight.rpxcorp.com/litigation_documents/12399958

⁵⁷ <https://slator.com/industry-news/sdl-sues-lilt-patent-infringement/>

⁵⁸ <https://slator.com/industry-news/sdl-sues-lilt-patent-infringement/>

⁵⁹ <https://labs.lilt.com/2017/01/10/mt-quality-evaluation/>

⁶⁰ https://insight.rpxcorp.com/litigation_documents/12399958

<https://slator.com/industry-news/sdl-sues-lilt-patent-infringement/>

- **特許番号 US7624020 B2 — テキスト・ツー・テキストシステムのオンライン・オフライン学習を実現するアダプター (Patent US7624020 B2 - Adapter for allowing both online and offline training of a text to text system)**⁶¹…MT システム等のテキスト・ツー・テキスト基盤のアプリのオンライン、オフライン学習を支援するアダプター技術に関する特許。SDL は Lilt のアダプティブ MT システムが、この特許が示すのと同様に、インターネットで共有されている翻訳資料等を基に学習を行っていることを主張した⁶²。
- **特許番号 US9152622 B2—オンラインアプリケーションを介してカスタマイズされた MT (Patent US9152622 B2 - Personalized machine translation via online adaptation)**⁶³…翻訳者からのフィードバックを統合し、MT システムをカスタマイズするメソッドに関する特許。SDL は、Lilt が特許で示されているのと同様に、翻訳者からのフィードバックを統合して、パーソナライズ化された MT システムを売りにしていると主張した⁶⁴。
- **特許番号 US9213694 B2 効率的なオンラインを介したドメイン・アダプテーション (Patent US9213694 B2 - Efficient online domain adaptation)**⁶⁵…翻訳者によるポストエディット訳を再度 MT システムに統合し、MT システムを更新するメソッドに関する特許。SDL は、Lilt が特許で示されているのと同じように、翻訳者によるポストエディットを活用して、MT システムの精度を向上を売りにしていると主張した⁶⁶。

Lilt は SDL の主張に対し 2017 年 5 月 5 日に反論し、それを受けて 8 月 30 日、仲裁人が指名された。その後両社は同年 11 月に和解に至ったが、和解条件は非公開となっており、詳細は分かっていない⁶⁷。

2.1.4 最近の動向

ここでは、その他の Lilt の関連動向を新しい順にまとめる。

- **ユーザインターフェースの改良 (2017 年 11~12 月)**…2017 年末、Lilt は自社製品のユーザインターフェースを更新し、利用者にとって「より軽く、よりクリーン (lighter and cleaner)」なものに改良した。例えば利用者が翻訳作業に集中し易くするため、ボックスやボタンを可能な限り隠したり、これまで翻訳フィールドの下に表示していた次の訳語候補をフィールド内に移して見やすくする変更も加えられた。この他、次の文字候補を表示するゴーストテキスト機能を追加した(以下図参照)。

⁶¹ <https://www.google.com/patents/US7624020>

⁶² <https://slator.com/industry-news/sdl-sues-lilt-patent-infringement/>

⁶³ <https://www.google.com/patents/US9152622?dq=%229,152,622%22&hl=en&sa=X&ved=0ahUKEwi1-fDXkJ7TAhXIKZQKHVG3A7sQ6AEIGzAA>

⁶⁴ <https://slator.com/industry-news/sdl-sues-lilt-patent-infringement/>

⁶⁵ <https://www.google.com/patents/US9213694?dq=%229,213,694%22&hl=en&sa=X&ved=0ahUKEwjBttGRkZ7TAhVCkZQKHVedBXUQ6AEIGzAA>

⁶⁶ <https://slator.com/industry-news/sdl-sues-lilt-patent-infringement/>

⁶⁷ <https://slator.com/industry-news/sdl-lilt-settle-patent-lawsuit/>

図表 8: 次の文字候補を表示する Lilt のゴーストテキスト

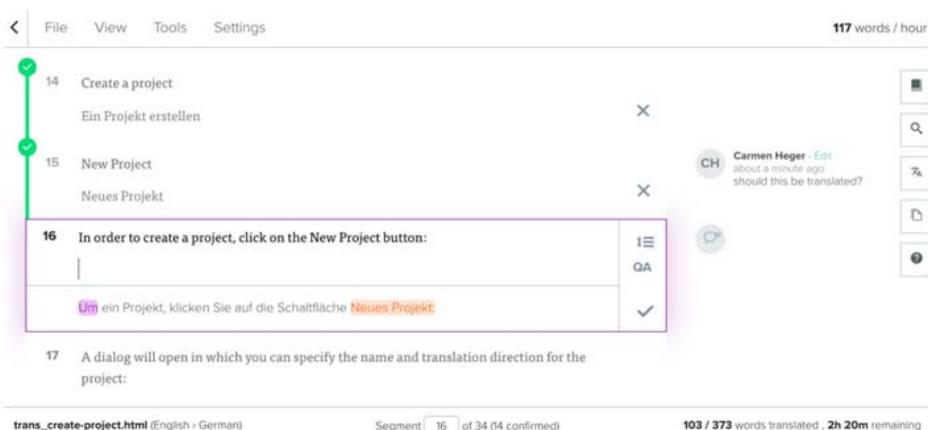
Visualisieren

出典: Lilt⁶⁸

また 12 月には、同社は翻訳インターフェースのサイドバーに設置された「翻訳／メモリー・検索タブ (Translate/Memory Search tab)」と呼ばれるタブに、自動の専門用語ルックアップ機能を追加した。これにより、Lilt のインターフェース内でも、翻訳者が他のデータやソースを参照する事が出来る様になった⁶⁹。

加えて Lilt の最新翻訳インターフェースは、固定されたヘッダーとフッター・バーで構成されており、利用者が重要な機能にアクセスする際に、画面をスクロールしたり、複数回クリックしたりする必要がないように工夫されている(以下の図参照)。また同社は、従来は異なるインターフェース(製品評価用のインターフェース等)でのみ実行可能だった機能の一部(テキストへのタグ追加、質問・評価等)も、翻訳インターフェースに統合した。Lilt によれば、これらの変更は実際に顧客から得られたフィードバックを基にしたものであり、同社がインタラクティブ MT を開発する上で重要なユーザーフィードバックを重視していることが分かる⁷⁰。

図表 9: Lilt の新しい固定ヘッダーとフッター・バー



出典: Lilt⁷¹

⁶⁸ <https://medium.com/lilt-tips/a-whole-new-level-of-productivity-introducing-our-improved-editor-fc6dad4a82e4>

⁶⁹ <https://lilt.com/kb/product-updates>
<https://lilt.com/kb/editor/memory-search>

⁷⁰ <https://medium.com/lilt-tips/a-whole-new-level-of-productivity-introducing-our-improved-editor-fc6dad4a82e4>

⁷¹ <https://medium.com/lilt-tips/a-whole-new-level-of-productivity-introducing-our-improved-editor-fc6dad4a82e4>

- **米 Zendesk 社の記事翻訳事業で提携(2017 年 11 月)...**アダプティブ・ニューラル MT の導入を発表すると同時に、Lilt はソフトウェア開発企業 Zendesk(カリフォルニア州サンフランシスコ)との連携状況について発表した。Zendesk は、顧客向けの様々な出版物を発表しているが、これらの出版物の翻訳には、膨大な時間と費用を費やしていた。この問題を解決するため、Lilt のアダプティブ・ニューラル MT と中央化翻訳メモリーを、Zendesk の記事翻訳に活用するソリューションが導入された。

まず、Zendesk が英語で記事を作成し、それを同社の重要業績評価指標(KPI: Key Performance Indicator)のフィルターに通す。記事の難易度や分野によって、記事はプロの翻訳者チームに送られて翻訳されるか、Lilt のアダプティブ・ニューラル MT を通して翻訳されるかが決まる。MT で翻訳する場合には、翻訳結果がそのまま発表される(以下の図参照)⁷²。

図表 10: Lilt と Zendesk の連携図



出典: Lilt⁷³

Lilt と Zendesk が実施した英語からドイツ語への翻訳パイロットでは、約 44% のケースで、Lilt の新しいアダプティブ・ニューラル MT システムが、従来のフレーズベース統計的 MT の翻訳精度を上回った。また Lilt によれば、人手翻訳よりも、ヒトと機械のハイブリッド翻訳を利用した方が、翻訳料を 75% 程度節約できる。Lilt は Zendesk の事例を基に、他の顧客獲得も目指している⁷⁴。

- **米企業複数との提携(2017 年 4~5 月)...**Lilt は 2017 年 4 月、米ソフトウェア企業の Cloudwords (カリフォルニア州サンフランシスコ)との提携を発表した。Cloudwords は 2010 年に創設された企業であり、主に米国外に拠点を構える大手法人に対し、SaaS プラットフォームを提供している。Cloudwords の顧客企業は、マーケティングオートメーションを可能とするソフトウェアの Marketo

⁷² https://lilt.com/resources/Zendesk_Lilt_Case_Study.pdf

⁷³ https://lilt.com/resources/Zendesk_Lilt_Case_Study.pdf (p.4)

⁷⁴ https://lilt.com/resources/Zendesk_Lilt_Case_Study.pdf (p.4)

や HubSpot、Marketing Cloud 等を導入しているが、各地域におけるローカライゼーションの自動化に、Cloudwords のプラットフォームを利用している⁷⁵。Lilt との提携を通して Cloudwords は、自社の営業社員や、国内外で雇用しているフリーランス翻訳者の作業効率アップを目指している⁷⁶。

また Lilt は 2017 年 5 月、翻訳管理ソフトウェア(TMS: Translation Management Software)を提供する米 smartCAT(カリフォルニア州サンフランシスコ)との提携も発表した。これにより、smartCAT の顧客が、同社のインターフェースから一度のアクティベーション・クリックで、Lilt のシステムにアクセスできるようになった⁷⁷。同様に、Lilt はクラウド基盤翻訳技術とサービスを提供する Smartling(ニューヨーク州ニューヨーク)とも提携し、利用者は Smartling の API 内で Lilt の MT にアクセス可能となった⁷⁸。

- **Lilt Lab の創設(2017 年 1 月)**…Lilt は 2017 年 1 月、翻訳業界のあらゆる専門家(数理言語学者、科学者、言語専門家など)間の議論や連携を促し、MT 全般の技術や同社の業界でのプレゼンスを向上させる目的で、オンラインフォーラムの Lilt Labs を設立した⁷⁹。参加者はそのウェブサイトで、質の高い研究成果の発表、CAT および MT 評価の発表、ブログ記事や論文の投稿を行えるほか、ウェブ会議に参加することもできる。Lilt は Lilt Labs の公開にあたり、Lilt、Google、Microsoft、SDL、Systran を含む大手 MT 事業者の翻訳の質を定量的に評価した論文も掲載した。

2.2 カーネギーメロン大学

カーネギーメロン大学のコンピュータ科学学部(School of Computer Science)内にある言語技術研究所(LTI: Language Technologies Institute)は、MT を含む、言語および情報技術関連の 20 以上の領域⁸⁰に関する研究を行っている。LTI には、常勤・非常勤の教職員合わせて約 60 人が所属しており、その多くがスピンオフ企業を運営していたり、Amazon、Microsoft といった大手企業の研究者と連携している。

LTI の現在および過去の研究者の一部は、インタラクティブ・アダプティブ MT の類似モデルである「リアルタイム・アダプティブ MT」の研究に従事している。例えば、LTI のグラハム・ニュービック助教授(Graham Neubig)⁸¹は、ニューラル MT を活用したリアルタイム MT に関する研究論文を、2016 年 10 月に発表した⁸²。同様にクリストファー・ダイヤー助教授(Christopher Dyer)⁸³は、2014 年にリアルタイム・アダプティブ

⁷⁵ <https://slator.com/technology/bay-area-startups-cloudwords-lilt-partner/>

⁷⁶ <https://slator.com/technology/bay-area-startups-cloudwords-lilt-partner/>

⁷⁷ <https://slator.com/press-releases/smartcat-lilt-announce-partnership/>

⁷⁸ <https://lifo.smartling.com/adaptive-machine-translation>

⁷⁹ <https://labs.lilt.com/>

⁸⁰注力分野には以下が含まれる: 自然言語処理(Natural Language Processing)、計算言語学(Computational Linguistics)、情報抽出(Information Extraction)、要約と質疑応答(Summarization & Question Answering)、情報検索(Information Retrieval)、テキストマイニングと解析(Text Mining & Analytics)、知識表現(Knowledge Representation)、推論と獲得(Reasoning & Acquisition)、教育のための言語技術(Language Technologies for Education)、機械学習(Machine Learning)、マルチモーダル・コンピューティングとインタラクション(Multimodal Computing and Interaction)、音声処理(Speech Processing)、音声インターフェースと対話処理(Spoken Interfaces & Dialogue Processing)。

⁸¹ <http://www.phontron.com/>

⁸² <https://arxiv.org/pdf/1610.00388v1.pdf>

⁸³ <http://www.cs.cmu.edu/~cdyer/>

MTに関する研究論文を発表した⁸⁴。その他、LTIで現在進行中のMTに関する研究トピックには、「ポータブル双方向音声翻訳システム(portable two-way speech translation systems)⁸⁵」や、少数言語のMT向けの学習方法の改善などがある⁸⁶。

LTIの研究者は、Amazon Web Services(AWS)や、Microsoft等の大手企業のMT部門と連携してきた実績を有し、特にAWSとの関連は深いと見られる。LTIから2009年にスピンオフされた企業のSafaba Translation Systemsは、2015年にAmazonに買収され、現在は同社の機械学習R&Dグループ(Amazon Machine Translation R&D Group)の一部となっている⁸⁷。

Safabaは、現在は機械翻訳国際連盟(IAMT: International Association for Machine Translation)の会長を務めるアロン・レヴィエ博士(Alon Levie)と、当時LTIの博士課程に在籍していたロバート・オルショウスキー博士(Robert Olszewski)が共同創設した企業であり、PayPalやDellなどの大手法人にMTソリューションを提供していた。レヴィエ博士とオルショウスキー博士は現在それぞれ、AmazonのMTグループ・マネジャーと技術担当の上級プログラム・マネジャーとして、同社のMTサービスの開発・導入を牽引している⁸⁸。

米国のMT分野の著名な研究者の一人であるレヴィエ博士は、人間からのリアルタイム・フィードバックを基にMTの結果を改善する、リアルタイム・アダプティブMTにも関心を持っており、ダイヤー助教授とリアルタイム・アダプティブMTに関する論文(2014年発表)を共著した⁸⁹。また、同じ論文の著者として名を連ねるマイケル・デンコウスキ氏(Michael Denkowski)もLTIから博士号を取得した研究者であり、同氏は現在AmazonでMT関連の研究に従事している⁹⁰。

2.3 Amazon Web Services (AWS)

AWSは、個人、企業、そして政府を対象にクラウド電算プラットフォームを有料で提供するAmazonの子会社である。ストレージ、電算、ネットワーキング、開発者向けツール、解析などの広範なアプリケーションにわたり、90超のサービスを提供している⁹¹。

前述のとおり、AWSにはカーネギーメロン大学等でリアルタイム・アダプティブMTについての研究を主導してきた研究者が複数在籍しており、関連研究を行っている。AmazonがLiltのような翻訳者向けのインタ

⁸⁴ <http://www.cs.cmu.edu/~mdenkows/pdf/transcenter-hacat2014.pdf>

⁸⁵ <https://www.lti.cs.cmu.edu/projects/machine-translation/portable-speech-speech-translation>

⁸⁶ <https://www.lti.cs.cmu.edu/projects/machine-translation/structured-translation-and-analysis-low-resource-languages>
少数言語の場合、AIが学習を行うために必要なリソース(文献など)が限られているため、主要言語よりもAIの学習が難しいと言われている。

⁸⁷ <https://www.bizjournals.com/pittsburgh/news/2015/09/25/exclusive-amazon-acquires-pittsburgh-tech-firm.html>

⁸⁸ <https://www.linkedin.com/in/alavie/>

⁸⁹ <http://www.cs.cmu.edu/~alavie/>

<http://www.cs.cmu.edu/~mdenkows/pdf/transcenter-hacat2014.pdf>

⁹⁰ <http://www.cs.cmu.edu/~mdenkows/>

⁹¹ <https://aws.amazon.com/>

ラクティブ MT ツールを開発していることを示す証拠は、公開情報上では見受けられないが、在籍している研究者の専門や実績を考慮すると、研究開発の潜在力は有していると言える。

2017年11月、AWSはニューラルMTを活用したウェブサイトやアプリケーション向けの翻訳サービスである「Amazon Translate」の提供を開始した。AWSはAmazon Translateを、バッチ翻訳(大量の既存テキストの翻訳)とリアルタイム翻訳(他のアプリケーションの機能として提供されるオンデマンド翻訳)向けの両方と位置付けている。例えば、Amazon Translate APIを利用すると、カスタマーサービス用のチャットの会話を、リアルタイムに翻訳することができる⁹²。

Amazon Translateは英語を基盤とし、英語と主要な6言語(アラビア語、中国語、フランス語、ドイツ語、ポルトガル語、スペイン語)との間の翻訳をサポートしている。他の言語についても、現在開発が進められている⁹³。また、一般人向けの翻訳サービスも提供しているGoogleやMicrosoftとは対照的に、Amazon Translateは完全な法人向けサービスでありGoogle翻訳のように一般の人がアクセスできるインターフェースは提供されていない。AWSによれば、Amazon Translateは、特に言語サービス事業者(翻訳やその他言語サービスを提供する企業)をターゲットとしており、それらの事業者の付加価値再販業者の事業の生産性アップや企業としての成長、拡大を支援する⁹⁴。

またAWSは、ニューラルMT向けのオープンソース・ツールキット「Sockeye」⁹⁵を開発しており、2017年12月には、AWSの研究者が同ツールキットについての論文を発表し、他のオープンソース・ツールキットとのベンチマーク比較結果を公表している⁹⁶。

さらに、AWSから最近離職した研究員の一人は、リアルタイム・アダプティブMT分野に非常に精通した人物である。2016～2017年にAmazon AIで製品マネジャー(Principal Product Manager)を務めたロバート・マンロ氏(Robert Munro)⁹⁷は、Amazonを去った後にCrowdFlowerの最高技術責任者(CTO)に就任した。サンフランシスコに拠点を置くCrowdFlowerは、データ・マイニングとクラウドソーシングを専門とする企業であり、データのクリーニング、ラベル付け、およびエンリッチ化等を希望する利用者に対し、クラウドソーシング・サービスを提供している。

マンロ氏は2007～2012年までスタンフォード大学の特別研究員(graduate fellow)として、後にLiltのCEOに就任するスペンス・グリーン氏と同時期に、クリス・マニング教授(Chris Manning)⁹⁸の下でMTの研究に従事した(グリーン氏は2008～2014年までスタンフォード大学のマニング研究室に所属していた)。

⁹² <https://aws.amazon.com/translate/details/>

⁹³ <https://aws.amazon.com/translate/details/>

⁹⁴ <https://aws.amazon.com/translate/faqs/>

⁹⁵ <https://aws.amazon.com/blogs/machine-learning/train-neural-machine-translation-models-with-sockeye/>

⁹⁶ <https://arxiv.org/abs/1712.05690>

⁹⁷ <https://www.linkedin.com/in/robertjmunro/>

⁹⁸ <https://nlp.stanford.edu/manning/>

マンロ氏は、2017年11月にLiltが主催した言語技術の新たな進歩に関するパネルディスカッションにも、パネリストの一人として参加している⁹⁹。

2.4 Microsoft

MicrosoftとGoogleは、2016年にニューラルMTの市場導入を主導した企業であり、MicrosoftはMT開発に注力している企業であると言える。MicrosoftはクラウドベースのMT翻訳サービス「Microsoft Translator」のテキストAPIを2007年から運用しており、顧客にも2011年から提供している。同サービスは、ウェブ、または様々なハードウェア上で稼働するクライアントのアプリケーション内、及び多様なOSにおいて使用が可能であり、言語翻訳や言語認識(language detection)、または音声合成(text to speech)などの言語関連操作を実行する。Microsoft TranslatorのテキストAPIは今日、Bing、Cortana、Office、SharePoint、Skypeを含む多くのMicrosoft製品に導入されている¹⁰⁰。

Microsoftは2016年11月、Microsoft Translatorに、9言語¹⁰¹の音声翻訳と、日本語と韓国語のテキスト翻訳を実現するニューラルMTネットワークを導入した¹⁰²。この導入は、ほぼ同時期のGoogleによるニューラルMT導入と合わせて、MT市場に大きな転換期をもたらしたと言われている。またMicrosoftは、ニューラルMT導入から1年後の2017年11月に、10の新しい言語を追加する等してニューラルMTシステムの機能拡張を行ったほか、言語の普及状況やニューラルMTとの相性、機械学習に役立つリソースの量などに応じて、ニューラルMTと統計的MTを使い分けるハイブリッド型ニューラル・統計的MT(Hybrid Neural/Statistical translation)も導入した¹⁰³。

Microsoft Translatorは一般利用者に加え、「Microsoft Translator Hub」を介して、企業や言語サービス事業者も対象としてサービス提供を行っている。Microsoft Translator Hubは、無料で利用できるMicrosoft Translatorの拡張機能であり、利用者はそれによってカスタマイズされた翻訳システムの構築が可能になる¹⁰⁴。

加えて同社は2017年6月、Microsoft製品向けの音声入力アドイン「Microsoft Dictate」をリリースした。同アドインは、Microsoftが毎年開催するハッカソン(hackathon)の期間中に試作品として構築され、Microsoft Garage¹⁰⁵を通してリリースされたものである。Microsoft Dictateでは、音声入力された単一言語を20言語以上に音声翻訳するほか、リアルタイムで最大60の言語にテキスト翻訳(real-time text

⁹⁹ <http://www.robertmunro.com/research/>

¹⁰⁰ <https://www.microsoft.com/en-us/translator/mt.aspx>

¹⁰¹ アラビア語、中国語、英語、フランス語、ドイツ語、イタリア語、ポルトガル語、ロシア語、スペイン語の9つ。

¹⁰² <https://blogs.msdn.microsoft.com/translation/2016/11/15/microsoft-translator-launching-neural-network-based-translations-for-all-its-speech-languages/>

¹⁰³ <https://blogs.msdn.microsoft.com/translation/2017/11/15/microsoft-translator-accelerates-use-of-neural-networks-across-its-offerings/>

¹⁰⁴ <https://hub.microsofttranslator.com/SignIn?returnURL=%2FHome%2FIndex#benefits>

¹⁰⁵ Microsoft Garageは、Microsoftが従業員から革新的なアイデアを収集し、アイデアの潜在性を試験的に検討するプログラムである。このプログラムを通して同社は、組織としてイノベーション力を維持・強化することを目指している。
<https://www.microsoft.com/en-us/garage/about/>

translation) することが可能と言われている¹⁰⁶。Microsoft Dictate は翻訳者の支援を目的としているわけではないものの、音声からテキストへのリアルタイム翻訳機能は、注目に値するものと考えられる。

Microsoft はこれまでに、アダプティブ MT 関連の研究に取り組む学術界の研究者に対し、支援も行ってきた。例えば、カーネギーメロン大学のグラハム・ニュービック助教授¹⁰⁷は、Microsoft が一部出資したニューラル MT を活用したリアルタイム翻訳に関する論文を 2016 年 10 月に発表している¹⁰⁸。また同社は 2011 年に、MT 研究の専門家として知られるペンシルベニア大学のクリス・カリソン・バーチ助教授 (Chris Callison-Burch)¹⁰⁹のクラウドソース翻訳の研究に対しても、出資を行った¹¹⁰。

2.5 Google

Microsoft と共にニューラル MT の市場導入を牽引したことで知られる Google は、MT 業界では最も普及しているサービスの一つと言える Google 翻訳の提供を 2006 年に開始し、2016 年 9 月には、ニューラル MT ネットワークを基盤とした「Google ニューラル MT (GNMT: Google Neural Machine Translation) システム」を発表した。GNMT は一般に普及が始まった初めてのニューラル MT システムと位置づけられており¹¹¹、また中国語－英語間などの翻訳が難しいとされる言語ペアを含む複数の主なペアにおいて、翻訳エラーを既存のレベルより、55～85%程度減らすことが可能と言われている¹¹²。

なお Google 翻訳は、機械学習ツールキット「TensorFlow」によって実現した。Google はニューラル MT 開発者による同ツールキット活用を促すため、TensorFlow 向けニューラル MT チュートリアルを Github (ソフトウェアダウンロード用ウェブサイト) 上で公開している¹¹³。

Google 翻訳の研究グループは、Lilt やスタンフォード大学と複数の繋がりを持っている。例えば、Lilt の共同創業者で最高科学者のジョン・デネロ氏は、Google で 4 年間、Google 翻訳の研究に従事した¹¹⁴。また複数の Google 研究者は、スタンフォード大学のクリストファー・マニング教授¹¹⁵と研究論文を共同執筆している。マニング教授はスタンフォード大学の自然言語処理グループの責任者であり、Lilt のスペンス・グリーン CEO はマニング教授の下で、後に Lilt 設立の基盤となる博士論文の研究を行った。また、2013 年から Google で研究者として勤務しているダニエル・サー氏 (Daniel Cer)¹¹⁶は、スタンフォード大学の博士課程在学中に、Lilt 製品の初期設計の基盤にもなったオープンソース型 MT システム・ツールキット「Phrasal」に関する論文 (2014 年発表) を、グリーン氏や、マニング教授と共に執筆した¹¹⁷。

¹⁰⁶ <https://blogs.microsoft.com/firehose/2017/06/20/type-with-your-voice-using-dictate-a-new-microsoft-garage-project/#sm.0001jklkhk65qer2sy81vxnvsu293>

¹⁰⁷ <http://www.phontron.com/>

¹⁰⁸ <https://arxiv.org/pdf/1610.00388v1.pdf>

¹⁰⁹ <http://www.cis.upenn.edu/~ccb/>

¹¹⁰ <http://www.cis.upenn.edu/~ccb/resume.html>

¹¹¹ <https://slator.com/technology/hyperbolic-experts-weigh-in-on-google-neural-translate/>

¹¹² <https://research.googleblog.com/2016/09/a-neural-network-for-machine.html>

¹¹³ <https://research.googleblog.com/2017/07/building-your-own-neural-machine.html>

¹¹⁴ <https://lilt.com/about>

¹¹⁵ <https://nlp.stanford.edu/manning/>

¹¹⁶ <https://www.linkedin.com/in/danielcer/>

¹¹⁷ <http://www.statmt.org/wmt14/pdf/W14-3311.pdf>

加えて Google は現在、カーネギーメロン大学のクリストファー・ダイヤー助教授¹¹⁸による MT のためのハイブリッド型のニューラル・フレーズ基盤 (Neural-Phrase-Based) モデルの研究に資金を提供している¹¹⁹。ダイヤー氏は 2014 年に、リアルタイム・コンピュータ支援翻訳 (real-time, computer aided translation) に関する論文の出版で Lilt のグリーン CEO を支援した実績を持つ¹²⁰。またダイヤー氏のカーネギーメロン大学の同僚で、ニューラル MT を活用するリアルタイム翻訳に関する研究論文を 2016 年 10 月に発表したグラハム・ニュービック助教授¹²¹も、Google の元客員研究員である。

3 関連会議メモ

タイトル: MT の歴史と、翻訳技術の未来 (The History of Machine Translation & The Future of Translation Technology)

日付: 2017 年 11 月 8 日

司会: エール・ロメル (Arle Lommel)、Common Sense Advisory 上級アナリスト

パネリスト:

- ・ メルビン・ジョンソン (Melvin Johnson)、Google ソフトウェア・エンジニア
- ・ フランツ・オツホ (Franz Och)、Grail データサイエンス部長
- ・ ロバート・マンロ (Robert Munro)、CrowdFlower 機械学習担当副社長
- ・ ケイティ・ボトキン (Katie Botkin)、Multilingual Magazine 編集主幹

2017 年 11 月 8 日、Lilt は「言語関連作業の未来: 企業、技術、翻訳者の見方 (The Future of Language Work: Enterprise, Technology, and Translation Professional Perspectives)」と題された会議を、カリフォルニア州サンタクララで開催した。この会議には 100 名ほどの参加者が集まり、MT を含む、言語関連技術・サービスの最近の動向と、今後について議論を行った。産業界と学界の間の理解や見解のや差を埋めるというのが、議論の主要な目的の一つとされた¹²²。

2 部構成で開催されたこの会議の第一部では、MT のこれまでの歴史と、翻訳技術の未来について、5 名の有識者によるパネルディスカッションが披露された。同パネルディスカッションで議論された内容の要点は、トピックごとに以下のとおりである¹²³。

¹¹⁸ <http://www.cs.cmu.edu/~cdyer/>

¹¹⁹ <http://www.cs.cmu.edu/~cdyer/>

¹²⁰ https://nlp.stanford.edu/pubs/green+wang+chuang+heer+schuster+manning_emnlp14.pdf

¹²¹ <http://www.phontron.com/>

¹²² <https://labs.lilt.com/the-future-of-language-work-enterprise-technology-and-translation-professional-perspectives-e050956fb609>

¹²³ https://www.youtube.com/watch?v=9xOMqeU_4HM

翻訳者を支援する MT

オッシュ氏…今後の MT 市場では、機械が翻訳者を支援する形態 (augmented work) がより一般的になってくると考えられる。この形態の最終的なゴールは、翻訳者が使い易いユーザインターフェースを開発する事である。ただし、今後の技術の発展に伴い、MT プロセスにおける翻訳者と AI の役割が大きく変化する可能性はある。

マンロ氏…現在、機械が翻訳者を支援する形態に最も適した MT インターフェースの開発が行われている。もし実際に最も適したインターフェースが開発された場合、翻訳者の使い易さは向上するだろう。また企業にとっては、他社が対応していない言語の訳に乗り出すことが、ビジネスチャンスとなる可能性がある。

ボトキン氏…機械の翻訳能力には限界があるため、今後も MT のプロセスにおいて、翻訳者からフィードバックは必要となるだろう。

機械学習のためのリソースの不足

マンロ氏…パキスタン等の中東地域やアフリカには、すでにインターネット網が出来上がっており、災害支援等における MT のニーズもあるものの、地元の言語を訳した実績 (機械学習のリソース) が非常に限定されているため、統計的 MT もニューラル MT も導入が難しいという問題がある。このため、こういった少数言語の分野では、より人と機械との連携が重要となってくると考えられる。

ジョンソン氏…ニューラル MT の運用にあたり、より高品質のデータが必要であるということが最近分かってきた。

ゼロショット翻訳 (Zero-shot translation)

ジョンソン氏…Google は最近、ゼロショット翻訳を実現した。ゼロショット翻訳は、訳出を行いたい言語間において、十分な過去の訳出実績やペアリングが無く、MT よりも人手翻訳の精度が高くなりがちな場合に役立つソリューションである。このソリューションでは、ニューラル MT の機械学習の機能を活用し、対訳実績が限定されている言語間の翻訳を行うにあたり、どちらかの言語とより多くの対訳実績がある第三の言語を介在させることで、間接的に訳を推定する。

スピーチ翻訳

ジョンソン氏…今後の MT 市場において成長が見込まれるのは、(テキストベースの翻訳ではなく、) 音声や動画の中身を訳出するスピーチ翻訳である。

マンロ氏…スピーチ翻訳においても、機械学習のためのリソースの不足は大きな問題だと言える。最先端の機械学習システムにおいても、精度の高い翻訳を実現するには、およそ 1,000 年分のスピーチ・データや翻訳メモリ、対訳実績が必要となる。これほどのリソースがある言語は限られている。

量子コンピューティングとMT

オッホ氏…MT が量子コンピューティングの初期のアプリケーションに選ばれる可能性は今のところ無い
ため、短期的には量子コンピューティングが MT に大きな転換をもたらす可能性は低いと考えられる。同
時に、初期の量子コンピューティングの機能は、既存の MT の課題を解決するために有効な機能とは異なると
考えられる。