

Translators as Invisible Teachers of AI

Copyright, Translation Memory, and the Political Economy of Linguistic Data

Masaru Yamada

College and Graduate School of Intercultural Communication, Rikkyo University

masaru.yamada@rikkyo.ac.jp

Abstract

This paper examines how the labour of translators has been transformed into foundational data capital for the age of artificial intelligence (AI). Translation memories (TM) and parallel corpora preserve a one-to-one correspondence between source and target text and therefore constitute extraordinarily valuable supervised training data for machine translation. The development of statistical machine translation (SMT), neural machine translation (NMT), the Transformer architecture, and multilingual large language models (LLMs) cannot be disentangled from the accumulation of such translation data. And yet, translators' renditions have been bought as deliverables under contract, segmented as technical objects, and processed as "information analysis" data under copyright law—losing, in the process, their moral, creative, and economic attribution to the translators who produced them. The paper develops two concepts to capture this process. The first is *appropriation without consumption*: a mode of use in which works are not read, viewed, or listened to, but only mined for statistical features—a use that is legitimated under Article 30-4 of the Japanese Copyright Act. The second is the *invisible teacherisation* of translators: the process by which translators, through the construction of translation memories, post-editing, and quality assessment, have functioned as teachers of AI without recognition as such. Drawing on the data supply chain that runs from translators through language service providers (LSPs) and platforms to model developers, on a comparative reading of Japanese, European, and United States legal frameworks, on the distinction between open and proprietary AI models, and on the premium status that human-generated data has acquired in the era of model collapse, the paper asks what translators are actually afraid of, and points toward concrete directions for redistributive design.

Keywords: translation memory; parallel corpora; large language models; copyright; Article 30-4 of the Japanese Copyright Act; appropriation without consumption; data labour; translation ethics; Transformer.

1. Introduction: What Are Translators Afraid Of?

The rapid spread of generative AI has produced a complex emotional response among professional translators. It is not merely occupational anxiety. What translators fear is not only that their work will be replaced by machines, but—more fundamentally—the suspicion that the translations,

term choices, stylistic decisions, revision histories, and post-edited outputs they have produced over years have quietly become the data capital used to train AI systems, and that those systems are now eroding the very market value of the translators themselves.

This sense is no longer a matter of personal impression. It is documented by professional associations. The Society of Authors (2024) reports that more than one third of literary translators in the United Kingdom have lost work due to generative AI, and more than 40 percent have experienced a decline in income. The International Federation of Translators (FIT, 2023), in its position paper on machine translation in the age of AI, names the unconsented use of translators' data and the absence of remuneration as core concerns. The "fear" of translators is not an emotional reaction but a measurable labour-market phenomenon.

This paper begins by decomposing this composite fear into four layers. The first is the *fear of replacement*: the direct anxiety that one's job will be taken over by AI. The second is the *fear of imitation*: the worry that one's style, lexical preferences, and domain expertise will be reproduced without one's participation. The third is the *fear of unpaid training*: the protest that one's prior work has been used for AI development without permission, remuneration, or recognition. The fourth, and most fundamental, is the *ontological fear*: the dread that translation will be redefined from "creative judgement" into "replaceable data processing," dissolving the profession itself. The present paper focuses on this fourth layer—the ontological re-description of the profession.

Translators have not been suddenly threatened by AI. Translators have been teaching AI for a long time. What has been missing is recognition of that pedagogical role. Translation memories were introduced as productivity tools, but they were also devices that aligned source and target segments, accumulated translator judgements in machine-readable form, and converted them into reusable supervised data. Across the histories of SMT, NMT, and multilingual LLMs, parallel corpora and translation data have played a central role. The Transformer, the foundational architecture of contemporary LLMs, was likewise developed and benchmarked in the arena of machine translation (Vaswani et al., 2017).

That said, the development of LLMs cannot be reduced solely to translation data. The first GPT was framed as a combination of generative pre-training on large unlabelled corpora and task-specific fine-tuning (Radford et al., 2018). It would therefore be wrong to claim that "LLMs were born of translation data alone." But across the history of machine translation, multilingual representation learning, the Transformer, parallel-corpus exploitation, and instruction tuning for translation, it is hard to deny that translation data have been a foundational, not a peripheral, resource for language AI (Zhu et al., 2025).

The goal of this paper is not to mount a defence of the profession by claiming that translators deserve exceptional protection. Rather, through the experience of translators, it asks how copyright, contracts, remuneration, recognition, and the distribution of public benefits should be redesigned once human intellectual labour has become the infrastructure of AI. Section 2 re-reads the structure of translation memory as supervised training data. Section 3 traces the place of translation data in the technical history from machine translation through the Transformer to

LLMs. Section 4 decomposes the data supply chain into four tiers running from translators through LSPs and platforms to model developers. Section 5 analyses the mismatch between translation and copyright. Section 6 develops the notion of *appropriation without consumption* under Article 30-4 of the Japanese Copyright Act, in comparison with the European and United States legal frameworks. Section 7 introduces the distinction between open and proprietary AI and discusses the premium status of human-generated data in the era of model collapse. Section 8 extends the argument to other forms of knowledge labour. Section 9 concludes by proposing concrete directions for redistributive design.

2. Translation Memory as Supervised Data

2.1 The Dual Character of Translation Memory

A translation memory (TM) is a database that aligns source-language segments with target-language segments. In day-to-day practice, it is a tool for terminological consistency, quality control, and productivity. From the standpoint of machine learning, however, a TM is a data structure that stores massive amounts of input–output correspondences: source text as input, target text as desired output—a format ideally suited to supervised learning.

Seen in this light, translation memory was never merely a productivity aid. It was an institutional and technical infrastructure that converted translators’ judgements into reusable paired data. Translators thought they were rendering texts; the industry segmented those renderings, accumulated them, matched them, discounted them via fuzzy-match rates, and reused them. A translation is no longer a one-off deliverable; it has become a resource available for future translation, machine translation, quality estimation, post-editing, and, ultimately, AI training.

2.2 A Reuse the Berne Convention Did Not Anticipate

Moorkens and Lewis (2019) point out that the copyright framework envisioned by the Berne Convention did not anticipate large-scale translation reuse as TM content, much less as MT training data. Modern copyright was conceived around the reproduction, publication, and sale of works; the AI era, by contrast, foregrounds a different mode of use: extracting statistical features from works rather than “letting people read them.” This qualitative shift in the nature of use is a hard problem for existing copyright theory.

The discussion of TM ownership exemplifies the same structural shift. Clients who commission and pay for a translation tend to assume that they “own” it—whether on paper, in plain text, in XML, or in TMX (Topping, 2000). Yet from the translator’s side, this sense of “ownership” tacitly absorbs into the original translation fee a long list of future entitlements: rights of reuse, rights of use for machine learning, and rights to extract stylistic value.

2.3 Support Tool, or Infrastructure of Extraction?

The evaluation of TM must remain ambivalent. TMs have been genuinely useful to translators: tools for terminological consistency, throughput, and quality assurance, supporting a cognitively demanding activity. But they have simultaneously been the institutional device by which clients

and language service providers (LSPs) accumulate and reuse translators’ past labour, and through fuzzy-match-rate discounting, continuously suppress translator pay. Moorkens (2020) argues that the translation industry exhibits a form of “digital Taylorism,” and that freelance translators in particular lack the bargaining power and occupational agency available to directly employed counterparts.

Translation memory, in short, was at once a productivity tool for translators and a device for converting their judgements into reusable, machine-readable data. This dual character is the institutional origin of the anxiety translators experience in the present AI era.

3. Translation as a Laboratory for AI

3.1 From SMT to NMT

Machine translation has long been a central problem in natural language processing. SMT relied on probabilistic models trained over parallel corpora; NMT, similarly, was trained on source–target pairs. The attention-based NMT proposed by Bahdanau, Cho, and Bengio (2015) introduced a mechanism by which a model learns where in the source to focus when generating translation, and it achieved performance comparable to existing phrase-based methods in English–French translation. The Google Neural Machine Translation system (Wu et al., 2016) then positioned NMT as end-to-end learning of translation, demonstrating large-scale quality gains in a deployed production system.

3.2 The Transformer Was Born of Translation

What deserves emphasis here is that the Transformer—the foundational architecture of contemporary LLMs—emerged from the machine translation task. The “T” in GPT stands not for Translator but for Transformer; yet the Transformer itself was designed, evaluated, and disseminated within the problem of translation. *Attention Is All You Need* (Vaswani et al., 2017) proposed an architecture composed solely of attention mechanisms, without recurrence or convolution, and demonstrated state-of-the-art performance on the WMT 2014 English–German and English–French translation tasks.

One can therefore put it as follows. The “T” in GPT does not stand for Translator. But the Transformer leapt from the problem of translation to the status of a general-purpose architecture for the world, and so it is fair to say that the labour of translators has sedimented at the very bottom of the history of generative AI. Translation was not, for AI, simply an application domain. It was the central laboratory in which language understanding, sequence-to-sequence transformation, attention, contextual representation, and multilinguality were tested.

3.3 The Place of Translation Data in the LLM Era

It is important not to overstate this claim. Since the first GPT (Radford et al., 2018), the core of autoregressive LLMs has been generative pre-training on large unlabelled, monolingual text, and parallel corpora are not its principal material. Yet for the strengthening of multilingual LLMs and the improvement of translation ability, parallel corpora remain an active research focus.

Zhu et al. (2025) provide a systematic analysis of parallel-corpus exploitation for multilingual LLMs, examining the role translation data can play at the pre-training, continued pre-training, and instruction-tuning stages.

The argument of this paper can thus be sharpened. The development of LLMs in general cannot be reduced solely to translation data. But across the history of machine translation, multilingual representation learning, the Transformer architecture, parallel-corpus exploitation, and instruction tuning for translation, translation data have been not a peripheral material but one of the foundational resources of language AI. Translators have been the suppliers of that foundational resource.

4. The Data Supply Chain

Translation data do not travel directly from translators to AI developers. Multiple intermediaries lie between them. A binary opposition of “translators versus AI companies” obscures both the pathways of extraction and the locus of legal responsibility. This section disaggregates the data supply chain into four tiers.

4.1 From Translators to Language Service Providers (LSPs)

The first stage is the moment at which a translator delivers a rendered text to a language service provider (LSP). In most LSP contracts, ownership and reuse rights in the translation memory are assigned to the client or to the LSP itself. Freelance translators, lacking explicit bargaining power, transfer the rights to secondary use of their translations as a matter of course. The LSP then reuses the TM in subsequent projects and discounts the translator’s rate through fuzzy-match-rate calculations. The extraction at this stage is a continuation of classical labour management, and has already been characterised as digital Taylorism (Moorkens, 2020).

4.2 From LSPs to Platforms

The second stage is the moment at which the LSP draws on its accumulated TM to develop in-house machine translation engines, or sells the data to third parties. Some large LSPs train proprietary NMT engines on massive volumes of internal TM, in a process that directly converts translator labour into engine assets. The problem here is that what translators delivered as “translation work” is repurposed beyond their recognition into “engine training”—an entirely different economic activity.

4.3 From the Open Web to Model Developers

The third stage is the moment at which parallel data exist on the open web and are scraped by large technology firms. Parallel corpora such as OPUS, ParaCrawl, and CCMatrix—constructed from public-sector documents, subtitles, government publications, and volunteer translation—are extensively used in multilingual pre-training of LLMs. Along this route, there is no contractual relationship, and indeed no mutual recognition, between the individual translator and the ultimate user (the model developer).

4.4 The Continuous Supply Provided by Post-editing

The fourth stage is the ongoing labour of post-editing. The act of correcting machine translation output appears on the surface to be “assistance to the machine,” but structurally it produces high-quality training data that pair the machine’s errors with the human’s corrections. Post-editing is the moment at which translators not only use AI but also act as teachers improving AI. Yet this pedagogical role is almost entirely unreflected in either the remuneration system or the rights system.

4.5 Why This Disaggregation Matters

Making this four-tier structure explicit has two payoffs. First, it disentangles the locus of legal responsibility. Contractual rights transfer at the LSP stage is a problem of contract law; web scraping is a problem of copyright limitations; post-editing is a problem of labour management and unwaged labour. Second, it clarifies the unit at which counter-strategies should be designed. Trade-union-style organising among translators is effective at the LSP stage; data governance design is effective at the platform stage; copyright reform is effective at the open-web stage. As long as the problem is treated as a monolith, counter-strategies remain blurred.

5. From “Expression” to “Data”: The Border of Copyright

5.1 Translation as a Derivative Work

Copyright law protects the creative expression of thought and feeling. A translation is a derivative work that depends on a source work, and copyright can arise in the translator’s creative expression of the target text. Translation therefore exhibits a three-layered structure: the rights of the original author, the rights of the translator, and the user’s obligation to obtain permission from both. In commercial translation, however, the translator’s economic rights in the target text are typically transferred to the client by contract. As a result, even when those translations are later used to train AI, the translator has often already lost the capacity to object as a rights holder.

5.2 The Idea/Expression Dichotomy and “Style”

A foundational principle of copyright law is the idea/expression dichotomy: copyright protects concrete expressions, but not the ideas, conventions, styles, or methods that lie behind them. Applied to translation, the “literal” or “free” translation style as such, or the “manner” of a particular translator, is in principle not protected. The verbatim reproduction of a translator’s actual rendering, by contrast, clearly falls within the scope of copyright.

This is where the structural difficulty of protecting translators in the AI era surfaces. The market value of a translator does not reside solely in the copyrightability of individual sentences. It resides in an accumulated set of judgements: feel for language, style, domain knowledge, lexical consistency, depth of reading, treatment of ambiguity, and cultural mediation—precisely the kinds of judgement that copyright is not well suited to protect. Yet AI learns exactly that

hard-to-protect region. The core of a translator’s value is poorly protected by law but readily extracted by technology.

The disjunction can be stated in one sentence. Copyright protects translators’ concrete renderings, but not the stylistic patterns, decision tendencies, lexical preferences, and reading habits that constitute the core of their professional value. The problem of the AI era is that this poorly protected region has become the most valuable target of learning for the model.

6. Article 30-4 of the Japanese Copyright Act and “Appropriation Without Consumption”: A Comparative Legal Reading

6.1 AI Training as “Non-enjoyment Use” under Japanese Law

Article 30-4 of the Japanese Copyright Act (*Chosakukenhō dai-sanjū-jō no yon*) permits the use of copyrighted works for purposes such as information analysis, and is widely regarded internationally as one of the most permissive limitations on copyright with respect to AI training. The provision is structured around three core elements: (i) the use must not be “for the purpose of enjoying the thoughts or sentiments” expressed in the work; (ii) it must be “within the scope necessary” for that purpose; and (iii) it must not “unreasonably prejudice the interests of the copyright holder.”

This provision has enormous significance for AI training. When a work is used not to be read, viewed, or listened to, but to be analysed statistically, the use generally falls within the limitation. Feeding translation memories or parallel corpora into the pre-training or continued pre-training of an LLM can, as a rule, be located within this “non-enjoyment use.”

6.2 The Structural Inversion of “Appropriation Without Consumption”

From the translator’s standpoint, however, there is a paradox. What translators fear is not only that their translations will be read without permission. It is that their translations will be analysed in a form in which they are *not* enjoyed, and that translation models or style-imitating models will be built from that analysis. Classical copyright infringement has been organised around unlicensed enjoyment of a work. In AI training, by contrast, the use is legitimated *because* it is not enjoyment.

The present paper terms this structural inversion **appropriation without consumption**. The value of a translator’s rendering is extracted not by being read by readers, but by being analysed without any reader. This is the fundamental shift in copyright theory required by the AI era. Where prior infringement was constituted along the consumption pathway—being read, being sold—contemporary appropriation proceeds by routing around that pathway.

6.3 The European Union: Opt-out Rights and Transparency Obligations

The legal architecture of the European Union takes the opposite design from the Japanese one. Article 4 of the Directive on Copyright in the Digital Single Market (DSM Directive, 2019) permits commercial text and data mining (TDM) only insofar as rights holders have

not expressed an opt-out in machine-readable form. The default in the EU, in other words, is that rights holders retain an opt-out right. The EU Artificial Intelligence Act (AI Act, 2024) further requires providers of general-purpose AI models to publish a “sufficiently detailed summary” of the content used for training. This is an institutional design intended to give rights holders—including translators—the basis on which to infer whether their works have been used in training.

6.4 The United States: Fair Use and Judicial Determination

The United States has no statutory copyright limitation directly governing TDM or AI training, and relies instead on the fair-use doctrine. *Authors Guild v. Google* (2015) held the large-scale scanning of Google Books to be transformative use; subsequent litigation regarding AI training data—*Andersen v. Stability AI*, *The New York Times v. OpenAI*, *Getty Images v. Stability AI*—is ongoing or under appeal at the time of writing. Because the United States framework relies on case-by-case judicial determination, its outcomes are highly uncertain for rights holders and create significant litigation risk for developers.

6.5 Why Japanese Law May Be Especially Extractive

Placed side by side, Article 30-4 of the Japanese Copyright Act exhibits a distinctive profile. Whereas the EU institutionalises both an opt-out right and a transparency obligation, and the United States retains an ex-post judicial check through fair-use litigation, Japan permits non-enjoyment uses on an ex-ante, comprehensive basis, and provides neither a statutory opt-out right nor a transparency obligation. As a consequence, under Japanese law a translator has, in institutional terms, virtually no means of confirming whether her work has been used in training, and virtually no means of refusing such use. In this sense, the Japanese regime can be described as structurally “especially extractive” when set against the global comparison.

6.6 The Proviso and Difficulties of Proof

Article 30-4 contains a proviso that excludes uses which “unreasonably prejudice the interests of the copyright holder.” The Agency for Cultural Affairs (2024), in its policy statement on AI and copyright, cites as a typical example the case in which the works of a specific creator are used in large quantities for training, resulting in outputs that imitate that creator’s style. There is, in principle, room to apply this proviso by analogy to style imitation in translation.

In practice, however, the obstacles are formidable. First, only the rights holder has standing to sue. A translator who has already assigned rights under a standard commercial-translation contract is unlikely to be the proper claimant. Second, proving that a specific translation was included in training data is technically and procedurally extremely difficult under existing discovery regimes. Third, no settled benchmark exists for how much stylistic imitation constitutes “unreasonable prejudice.” The net effect is that Article 30-4 risks legally ratifying, rather than constraining, the loss of translators’ rights.

7. Open Models, Proprietary AI, and the Premium Value of Human Data in the Era of Model Collapse

7.1 The Ambivalence of Public Benefit and Private Revenue

The argument of this paper is not a rejection of AI development as such. Machine translation has expanded linguistic access, narrowed information gaps, and delivered public benefit in disaster response, healthcare, education, international exchange, and migration and refugee support. That translation data have contributed to the development of AI is a result of meaningful value for humanity at large.

But the existence of public benefit does not justify the unwaged invisibilisation of the labour on which that benefit rests. The question is not whether AI has progressed. The question is whose labour was used to make it progress, who was paid, who lost rights, and who has been pushed out of the market—a question of distribution.

7.2 Are Open Models and Proprietary AI Really the Same?

A distinction by the character of the AI model is critical here. Translation models and multilingual models built for public-interest purposes by academic institutions and non-profits—No Language Left Behind, the Helsinki-NLP OPUS-MT models—differ qualitatively in their consequences from the proprietary commercial LLMs produced by OpenAI, Google, Anthropic, and others, even when a translator’s renditions enter both via the same data pathway.

Open models release their training outputs publicly; anyone can download and use them, including speakers of low-resource languages, humanitarian agencies, and educational institutions. Here, translator labour can plausibly be described as having been contributed to a “data commons.” Proprietary AI, by contrast, encloses training outputs as a source of competitive advantage and monetises them through API fees and subscriptions. Here, translator labour is transformed into private capital.

The core of the *fear of unpaid training* is often located precisely in the latter case. When translators want to draw a line between “for humanity” and “for the exclusive revenue of corporations,” this is not an emotional reaction but a legitimate logical demand for the distinction between a data commons and private capital. When this paper speaks of moving “beyond public good without redistribution,” it is precisely the absence of this distinction that it has in view.

7.3 Model Collapse and the Premium Value of Human Data

A major development in recent AI research is the phenomenon known as “model collapse.” Shumailov et al. (2024, *Nature*) showed that recursively training successive generations of models on AI-generated text causes the model distribution to degrade, with rare cases and tail expressions vanishing first. As the open web becomes saturated with AI-generated content, the scarcity and value of human-generated, uncontaminated, high-quality data are, paradoxically, on the rise for AI developers.

This shifts the framing of translator labour in an important way. So far this paper has argued

that translator labour has been “appropriated as something past.” More precisely, however, the high-quality parallel data still being produced by professional human translators—edited, proofread, and quality-controlled—has become, in the era of model collapse, a premium asset that AI companies urgently want. The source–target pair format is the ideal form of supervised data. Domain-specific terminology, style, and cultural mediation, moreover, are scarce resources that web scraping cannot readily yield.

Translators are simultaneously being appropriated for their past labour and continuing to produce premium assets in real time. It is this temporal duality that strengthens the demand for redistribution. As suppliers of a scarce resource, translators retain, in principle, some bargaining leverage. The problem is that no institutional channel currently exists for exercising it.

7.4 The Quadruple Position of Translators and the Core of Their Fear

Translators are simultaneously users of AI, teachers of AI, objects of replacement by AI, and—in the era of model collapse—suppliers of premium data on which AI’s continued integrity depends. This fourfold position is the core of translator anxiety. How to design the tension between data commons and data extraction, between public good and private capital, and between past and ongoing labour, is one of the central institutional questions of the AI era.

8. The Case of Translators Is Not Unique

The translator’s experience is not specific to the translation industry. Translators are, rather, a profession that has experienced earlier than most the cycle in which intellectual labour is turned into data, absorbed by AI, and returned to the labour market. The same structure extends across creative and knowledge work.

The styles of illustrators, the motifs of composers, the contract-review judgement of lawyers, the diagnoses of physicians, the corrections of teachers, the code of programmers, the editorial revisions of editors: each is treated as a discrete deliverable under copyright or contract, but to AI they are sets of judgement patterns. Human expertise is converted, inside the dataset, into statistical features.

The translation case is unusually transparent. There is a clear input–output correspondence between source and target; quality is measurable; the structure scales easily across language pairs. That is precisely why translation data has been ideal supervised data for AI. The experience of translators is a leading case of what every specialist profession will eventually face. The anxiety translators feel today is a prefigurative form of an anxiety that will eventually be felt across the knowledge professions.

9. Conclusion: Toward Redistributive Design

Translators are not the enemies of AI. Translators have been, rather, the invisible teachers of AI. The renditions, translation memories, parallel corpora, and post-edited outputs translators have produced over years have been deeply involved in the development of language AI. But that

contribution has been bought as a deliverable under contract, segmented technically, processed legally as information-analysis data, and economically redistributed almost not at all.

The question this paper has pursued is not whether AI development should be stopped. The question is whether, given that AI development depends so deeply on human intellectual labour, it is acceptable for that labour to remain invisibilised and severed from rights and remuneration.

What translators fear is not merely losing work. It is a strange form of immortality: their labour loses its name, its rights, and its pay, but persists inside the model. Justice in the AI era begins with how we relate not only to the copyright in AI outputs, but also to the past labour that made those outputs possible.

The argument can be put most sharply as follows. Translators are not only being replaced by AI. They are being replaced by an AI that has been trained on their own past labour. That circularity is the core of the translator's fear in the era of generative AI. And the problem is not that translators' renderings have been read; it is that they have been analysed without being read. *Appropriation without consumption*, far from reducing the risk of infringement, has become a new pathway for extracting the professional value of translators.

Directions for Redistributive Design

Rather than rest at an abstract call for “redistribution,” this paper closes with four concrete directions.

First, explicit agreement at the level of contracts and collective bargaining. Use of translations for AI training should be addressed in standard translation-services contracts, with purpose-specific consent clauses, explicit scope of reuse, and remuneration provisions. The development and dissemination of model contracts by professional bodies—FIT, national translators' associations, the Society of Authors, and others—is the practical route here.

Second, collective rights management through data trusts. Negotiating individually with AI companies is not realistic for freelance translators. Drawing on the experience of collective management organisations in music (JASRAC, ASCAP, etc.), intermediary bodies that aggregate and distribute revenues from translation memories and post-editing data offer a plausible institutional alternative.

Third, technical opt-out metadata. Machine-readable metadata indicating whether AI training is permitted on a given translation output—standards such as C2PA, the TDM Reservation Protocol, and `ai.txt`—should become a routine attachment to deliverables. The opt-out right enshrined in EU law cannot function unless this technical infrastructure is in place.

Fourth, reform of Article 30-4 of the Japanese Copyright Act. Against the structure under which *appropriation without consumption* is legally ratified, three legislative and administrative tasks should be placed on the agenda: (i) the introduction of a transparency obligation, (ii) the statutory recognition of an opt-out right, and (iii) the clarification of interpretive guidelines for the proviso.

Translation studies now finds itself at a juncture at which its very object—“translation labour”—has

become a touchstone for the institutional design of the AI era. Translators are a leading case for every knowledge worker in the era of generative AI; the frameworks devised here will, in due course, extend to illustrators, musicians, lawyers, physicians, teachers, and programmers, and to knowledge work in general.

References

- Agency for Cultural Affairs (2024). *General Approach to AI and Copyright* [in Japanese]. Subcommittee on Legal Issues, Copyright Subdivision, Council for Cultural Affairs.
- Bahdanau, D., Cho, K., & Bengio, Y. (2015). Neural Machine Translation by Jointly Learning to Align and Translate. *Proceedings of the 3rd International Conference on Learning Representations (ICLR 2015)*.
- European Parliament and Council (2019). Directive (EU) 2019/790 on Copyright and Related Rights in the Digital Single Market (DSM Directive), Articles 3–4.
- European Parliament and Council (2024). Regulation (EU) 2024/1689 Laying Down Harmonised Rules on Artificial Intelligence (AI Act).
- International Federation of Translators (FIT) (2023). *FIT Position Paper on Machine Translation in the Age of AI*.
- Kenny, D., Moorkens, J., & do Carmo, F. (2020). Fair MT: Towards Ethical, Sustainable Machine Translation. *Translation Spaces*, 9(1), 1–11.
- Matsushita, S. (2025). On the Application of Article 30-4 of the Japanese Copyright Act to Machine Learning [in Japanese]. *Chizai Journal*.
- Moorkens, J. (2020). “A Tiny Cog in a Large Machine”: Digital Taylorism in the Translation Industry. *Translation Spaces*, 9(1), 12–34.
- Moorkens, J., & Lewis, D. (2019). Copyright and the Re-use of Translation as Data. In M. O’Hagan (Ed.), *The Routledge Handbook of Translation and Technology* (pp. 469–481). Routledge.
- Radford, A., Narasimhan, K., Salimans, T., & Sutskever, I. (2018). Improving Language Understanding by Generative Pre-Training. OpenAI Technical Report.
- Shumailov, I., Shumaylov, Z., Zhao, Y., Papernot, N., Anderson, R., & Gal, Y. (2024). AI Models Collapse When Trained on Recursively Generated Data. *Nature*, 631, 755–759.
- Society of Authors (2024). *Survey on the Impact of Generative AI on Translators*.
- Topping, S. (2000). Shortening the Translation Cycle at Eastman Kodak. In R. C. Sprung (Ed.), *Translating Into Success: Cutting-edge Strategies for Going Multilingual in a Global Age* (pp. 111–125). John Benjamins.
- Ueno, T., & Okumura, H. (Eds.) (2024). *AI and Copyright* [in Japanese]. Keiso Shobo.
- Vaswani, A., Shazeer, N., Parmar, N., Uszkoreit, J., Jones, L., Gomez, A. N., Kaiser, Ł., & Polosukhin, I. (2017). Attention Is All You Need. *Advances in Neural Information Processing Systems 30*, 5998–6008.
- Wu, Y., Schuster, M., Chen, Z., Le, Q. V., Norouzi, M., et al. (2016). Google’s Neural

Machine Translation System: Bridging the Gap between Human and Machine Translation.
arXiv:1609.08144.

Zhu, S., Pan, M., Wang, L., et al. (2025). A Recipe of Parallel Corpora Exploitation for Multilingual Large Language Models. *Findings of NAACL 2025*.

翻訳者は AI の見えない教師だった

—— 著作権、翻訳メモリ、言語データの政治経済学 ——

Translators as Invisible Teachers of AI: Copyright, Translation Memory, and the Political Economy of Linguistic Data

山田 優

立教大学 異文化コミュニケーション学部・研究科

注：本節は、本論文（英語版）の日本語訳である。論文の正本は英語版であり、解釈上の疑義が生じた場合は英語版を優先する。

要旨

本稿は、翻訳者の労働成果がいかにして人工知能（AI）時代の基盤的データ資本へと転化されたかを検討する。翻訳メモリ（TM）と対訳コーパスは、原文と訳文という入力-出力対応を保持する点で、機械翻訳にとって極めて価値の高い教師データであり、統計的機械翻訳（SMT）、ニューラル機械翻訳（NMT）、Transformer アーキテクチャ、そして多言語大規模言語モデル（LLM）の発展は、こうした翻訳データの蓄積と不可分の関係にある。にもかかわらず、翻訳者の訳文は、契約上は納品物として買い取られ、技術的にはセグメント化され、法的には情報解析用データとして処理されることで、人格的・創作的・経済的な帰属を失ってきた。本稿は、この過程を二つの概念で捉える。第一に「享受されない収奪（appropriation without consumption）」、すなわち作品を読ませることなく統計的特徴のみを抽出する利用形態であり、これが日本著作権法第30条の4のもとで適法化される構造である。第二に「翻訳者の不可視化された教師化（invisible teacherisation）」、すなわち翻訳者が翻訳メモリの構築、ポストエディット、品質評価を通じて、自覚なしにAIの教師として機能してきた過程である。本稿は、翻訳者—翻訳会社—プラットフォーム—モデル開発企業から成るデータのサプライチェーン、日本・EU・米国の法環境の比較、オープンモデルと独占的AIの区別、そしてモデル崩壊時代における人間データのプレミアム化を踏まえて、翻訳者が何を恐れているのかを論じ、再分配の設計に向けた具体的方向性を示す。

キーワード：翻訳メモリ、対訳コーパス、大規模言語モデル、著作権、著作権法第30条の4、享受されない収奪、データ労働、翻訳倫理、Transformer

10. はじめに——翻訳者は何を恐れているのか

生成AIの急速な普及は、翻訳者に複雑な感情をもたらしている。それは単なる職業上の不安ではない。翻訳者が恐れているのは、自らの仕事が機械に置き換えられることだけではなく、より根本的には、自らが過去に生産してきた訳文、訳語選択、文体、修正履歴、ポストエディット結果が、いつの間にかAIを訓練するためのデータ資本となり、その結果として生まれたシステムが、今度は翻訳者自身の市場価値を低下させているのではないかという感覚である。

この感覚は、もはや個人的印象にとどまらず、職能団体の調査によって裏付けられている。英国 Society of Authors (2024) の調査では、文芸翻訳者の3分の1以上が生成 AI によって仕事を喪失した経験を報告し、4割以上が収入の減少を報告した。国際翻訳家連盟 (FIT, 2023) も、機械翻訳と AI の普及に関する立場表明のなかで、翻訳者の同意なきデータ利用と報酬の不在を主要な懸念として明示している。翻訳者の「恐怖」は、感情的な反応ではなく、計測可能な労働市場の現象である。

本稿は、この複合的な恐怖を、まず次の四層に分解することから出発する。第一は「代替の恐怖」であり、自分の仕事が AI に置き換えられる、というもっとも直接的な不安である。第二は「模倣の恐怖」であり、自分の文体・訳語選択・専門知識が、自分抜きで再現されることへの懸念である。第三は「無償学習の恐怖」であり、過去の訳文が許諾・報酬・承認なしに AI 開発に使われていることへの抗議感である。そして第四は「存在論的な恐怖」、すなわち翻訳が「創作的判断」ではなく「置換可能なデータ処理」として再定義され、翻訳者の職能そのものが解体されることへの危機感である。本稿が焦点を当てるのは、とりわけこの第四の層、職能の存在論的な再定義である。

翻訳者は AI に突然脅かされているのではない。翻訳者は長いあいだ、AI を教えてきたのである。ただし、その教師性はほとんど認識されてこなかった。翻訳メモリは翻訳者の作業を効率化する道具として導入された。しかしそれは同時に、原文と訳文を対応づけ、翻訳者の判断をセグメント単位で蓄積し、再利用可能な機械可読データへと変換する装置でもあった。統計的機械翻訳、ニューラル機械翻訳、多言語 LLM の発展において、対訳コーパスや翻訳データは中心的な役割を果たしてきた。現代 LLM の基盤的アーキテクチャである Transformer もまた、機械翻訳タスクを主要な実験場として登場した (Vaswani et al., 2017)。

もっとも、LLM の発展を翻訳データだけに還元することはできない。初代 GPT は、大規模な非ラベル付きテキストによる生成的事前学習と、タスク別のファインチューニングを組み合わせる枠組みとして提示された (Radford et al., 2018)。したがって「LLM は翻訳データだけから生まれた」と主張することはできない。しかし、機械翻訳・多言語表現学習・Transformer・対訳コーパス利用・翻訳指示チューニングの歴史を見れば、翻訳データが言語 AI の発展における周縁的素材ではなく、基盤的資源の一つであったことは否定しがたい (Zhu et al., 2025)。

本稿の目的は、翻訳者を例外的に保護すべきだとする職能防衛論を展開することではない。むしろ翻訳者の経験を通じて、人間の知的労働が AI の基盤インフラとなったとき、著作権・契約・報酬・承認・公共的恩恵の配分がいかに再設計されるべきかを問うことにある。以下、第2節では翻訳メモリの構造を「教師データ」として読み直し、第3節では機械翻訳から Transformer、LLM に至る技術史における翻訳データの位置を確認する。第4節では翻訳データ流通のサプライチェーンを翻訳者—LSP—プラットフォーム—モデル開発企業の四階層として分解する。第5節では翻訳と著作権法のあいだの不整合を、第6節では日本著作権法第30条の4のもとで生じる「享受されない収奪」の論理を、EU と米国の法環境と対比しながら分析する。第7節ではオープンモデルと独占的 AI の区別を導入したうえで、モデル崩壊時代における人間データのプレミアム化を論じる。第8節では翻訳者の事例が他の知識労働へ拡張可能であることを論じ、第9節で再分配設計の具体的方向性を示して結論とする。

11. 翻訳メモリという教師データ

11.1 翻訳メモリの二重の性格

翻訳メモリ (Translation Memory: TM) は、原文セグメントと訳文セグメントを対応づけて保存するデータベースである。翻訳実務において、それは用語統一・品質管理・作業効率化のための道具であった。しかし機械学習の観点から見れば、TM は入力と出力の対応関係を大量に保持するデータ構造であり、原文が入力、訳文が望ましい出力という、教師あり学習にきわめて適した形式を備えている。

この点で、翻訳メモリは単なる業務支援ツールではなかった。翻訳者の判断を再利用可能なペアデータへと変換する制度的・技術的インフラだったのである。翻訳者は文章を訳していたが、産業はそれをセグメント化し、蓄積し、照合し、マッチ率により割引し、再利用した。訳文は一回限りの納品物ではなく、将来の翻訳・機械翻訳・品質評価・ポストエディット、さらには AI 学習に利用可能な資源となった。

11.2 ベルヌ条約が想定しなかった再利用

Moorkens and Lewis (2019) は、ベルヌ条約が本来想定していた著作権保護の枠組みが、翻訳メモリや機械翻訳訓練データとしての大規模な翻訳再利用を想定していなかったことを指摘している。近代著作権は「作品の複製・出版・販売」を中心に構想されていたのに対し、AI 時代には「作品を読ませる」のではなく「作品から統計的特徴を抽出する」利用が中心化した。この用途の質的転換は、既存の著作権論にとって難問である。

翻訳メモリの所有権をめぐる議論も、この構造的変化を象徴している。翻訳を依頼し、その翻訳を購入した者は、紙、テキスト、XML、TMX など、どの形式で保存されていても原文と訳文を「所有」すると思いがちである (Topping, 2000)。しかし、この「所有」の感覚は、翻訳者の側から見れば、将来の再利用権、機械学習利用権、文体的価値の抽出権までが、最初の翻訳料のなかに黙示的に含まれてしまうことを意味する。

11.3 TM は支援ツールか収奪インフラか

TM の評価は両義的でなければならない。TM は翻訳者にとって便利であった。用語統一、作業効率、品質管理に資する道具であり、翻訳という認知的に高負荷な業務を補助した。しかし同時に、翻訳者の過去労働をクライアントや翻訳会社 (LSP) が蓄積・再利用し、マッチ率割引によって翻訳者の報酬を継続的に押し下げる制度的装置でもあった。Moorkens (2020) は、翻訳産業における「デジタル・テイラー主義 (digital Taylorism)」を論じ、とりわけフリーランス翻訳者が、直接雇用者よりも交渉力と職務上のエージェンシーを持ちにくい構造にあることを指摘している。

結論として、翻訳メモリは翻訳者の生産性を上げる道具であると同時に、翻訳者の判断を再利用可能な機械可読データへと変換する装置でもあった。この二面性こそが、後の AI 時代に翻訳者が経験する不安の制度的起源である。

12. 翻訳は AI の実験場だった

12.1 SMT から NMT へ

機械翻訳は、自然言語処理の歴史において中心的な課題であり続けてきた。統計的機械翻訳 (SMT) は対訳コーパスを用いた確率モデルに依存し、ニューラル機械翻訳 (NMT) もまた原文一訳文ペアを用いて訓練された。Bahdanau, Cho, and Bengio (2015) の注意機構 (attention) 付き NMT は、翻訳時に原文中のどの部分に注目すべきかをモデルが学習する仕組みを提示し、英仏翻訳で既存の句ベース手法に匹敵する性能を示した。続く Google Neural Machine Translation システム (Wu et al., 2016) は、NMT をエンドツーエンドの翻訳学習として位置づけ、実用システムとして大きな品質改善を示した。

12.2 Transformer は翻訳から生まれた

ここで強調すべきは、現代 LLM の基盤的アーキテクチャである Transformer が、機械翻訳タスクのなかから生まれたという事実である。GPT の「T」は Translator ではなく Transformer である。しかし、その Transformer は、翻訳という課題のなかで設計され、評価され、普及した。Vaswani et al. (2017) の *Attention Is All You Need* は、再帰や畳み込みを用いず注意機構だけで構成した Transformer を提案し、WMT 2014 英独・英仏翻訳タスクで当時の最高水準を示した。

したがって、次のように述べることができる。すなわち、GPT の「T」は Translator ではない。しかし、Transformer が翻訳という課題から世界的な汎用アーキテクチャへと飛躍したことを考えれば、生成 AI の歴史の底部には、翻訳者の労働が沈殿していると言ってよい。翻訳は AI にとって単なる応用分野ではなく、言語理解・系列変換・注意機構・文脈表現・多言語性を試すための中心的な実験場だった。

12.3 LLM 時代における翻訳データの位置

ここで主張を過剰に拡張しないことが重要である。初代 GPT (Radford et al., 2018) 以来、自己回帰型 LLM の中核は、大規模な単言語・非ラベル付きテキストに対する生成的事前学習にあり、対訳コーパスはその主要素材ではない。しかし、多言語 LLM の強化や翻訳能力の向上においては、対訳コーパスが現在も重要な研究対象であり続けている。Zhu et al. (2025) は、多言語 LLM を強化するための対訳コーパス利用に関する系統的分析を行い、翻訳データが事前学習・継続事前学習・指示チューニングの各段階で果たしうる役割を整理している。

したがって、本稿の主張は次のように精密化される。LLM 一般の発展を翻訳データだけに還元することはできない。しかし、機械翻訳・多言語表現学習・Transformer アーキテクチャ・対訳コーパス利用・翻訳指示チューニングの歴史を見れば、翻訳データは現代 AI の周縁的素材ではなく、言語 AI の発展を支えた基盤的資源の一つであった。翻訳者は、この基盤的資源の供給者であった。

13. データ流通のサプライチェーン

翻訳データが AI に到達するまでには、複数の媒介者が介在する。「翻訳者対 AI 開発企業」という二項対立だけでは、取奪の経路も法的責任の所在も見えてこない。本節では、データ流通のサプライチェーンを四つの階層に分解する。

13.1 翻訳者から翻訳会社（LSP）へ

最初の局面は、翻訳者が翻訳会社（Language Service Provider: LSP）に訳文を納品する場面である。多くのLSPは、契約上、翻訳メモリの所有権と再利用権をクライアントもしくはLSP側に帰属させている。フリーランス翻訳者は、明示的な交渉力を持たないまま、訳文の二次利用に関する権利を譲渡する。LSPはこのTMを次の案件で再利用し、マッチ率割引によって翻訳者の単価を下げる。ここでの収奪は古典的な労務管理の延長線上にあり、デジタル・テイラー主義として既に論じられてきた（Moorkens, 2020）。

13.2 LSP からプラットフォームへ

第二の局面は、LSPが蓄積したTMを、自社の機械翻訳エンジン開発に投入する、あるいは第三者に販売する場面である。一部の大手LSPは、自社専用のNMTエンジンを訓練するために膨大なTMを内部利用しており、これは翻訳者の労働を直接的にエンジン資産へと転化する経路となっている。ここでの問題は、翻訳者が「翻訳業務」として提供した労働の成果が、翻訳者本人の認識を超えて「エンジン訓練」というまったく別の経済活動の原資となることである。

13.3 オープンウェブからモデル開発企業へ

第三の局面は、対訳データがオープンウェブ上に存在し、巨大IT企業（Big Tech）によってスクレイピングされる場面である。OPUS、ParaCrawl、CCMatrixといった対訳コーパスは、公的機関の文書、字幕、政府刊行物、ボランティアによる翻訳から構築されており、その多くがLLMの多言語事前学習に投入されている。この経路では、翻訳者個人と最終利用者であるモデル開発企業のあいだに、契約関係も認識すらも存在しない。

13.4 ポストエディットによる継続的供給

第四の局面は、現在進行形で進行しているポストエディット労働である。翻訳者が機械翻訳の出力を修正する作業は、表面上は「機械の補助」であるが、構造的には、機械の誤りと人間の正解を対応づける高品質な学習データを生む。ポストエディットは、翻訳者がAIに使われるだけでなく、AIを改善する教師として働く局面である。しかしその教師性は、報酬体系にも権利体系にもほとんど反映されない。

13.5 サプライチェーンを区別する意義

この四層構造を明示することの意義は、二つある。第一に、法的責任の所在を切り分けることができる。LSPによる契約上の権利譲渡は契約法の問題であり、ウェブスクレイピングは権利制限規定の問題であり、ポストエディットは労務管理と無償労働の問題である。第二に、対抗戦略を設計する単位を明確にできる。翻訳者の労働組合的団結はLSP段階に有効であり、データガバナンスの設計はプラットフォーム段階に有効であり、著作権法改正はオープンウェブ段階に有効である。問題を一枚岩で扱うかぎり、対抗戦略はぼやけたままになる。

14. 「表現」から「データ」へ——著作権の境界線

14.1 二次的著作物としての翻訳

著作権法は、思想や感情の創作的表現を保護する。翻訳もまた、原著作物に依拠する二次的著作物として、訳者の創作的表現に著作権が発生しうる。翻訳には、原著作者の権利、訳者の権利、訳文利用者の許諾義務という三層構造がある。産業翻訳の現場では、契約によって訳文の著作財産権が依頼者側に移転することが一般的であり、その結果、後にその訳文がAI学習に使われても、翻訳者本人は著作権者として異議を述べる主体性を失っていることが多い。

14.2 アイデア・表現二分論と「文体」

著作権法における基本原理の一つに、アイデア・表現二分論がある。すなわち、著作権は具体的な表現を保護するが、その背後にあるアイデア、作風、文体、手法そのものは保護しない。翻訳に即して言えば、「直訳調」「意識調」というスタイルや、ある翻訳者「風」の訳し方そのものは、原則として保護の対象ではない。他方、その翻訳者の具体的な訳文の複製は、明らかに著作権の射程に入る。

ここに、AI時代における翻訳者保護の構造的困難が現れる。翻訳者の市場価値は、必ずしも個々の文の著作物性だけに宿るわけではない。むしろ、語感、文体、専門分野の知識、訳語選択の一貫性、読解の深さ、曖昧さの処理、文化的調停といった、著作権が直接保護しにくい判断の集積に宿っている。ところがAIは、まさにこの保護されにくい領域を学習する。翻訳者の価値の中核は、法的には保護されにくく、技術的には抽出されやすい。

この乖離を一文で言い換えれば、次のようになる。すなわち、著作権法は翻訳者の具体的な訳文を保護するが、翻訳者の職能的価値の中核である文体・判断傾向・訳語選択の癖・読解パターンを十分には保護しない。AI時代に問題となるのは、まさにこの保護されにくい領域こそが、モデルにとって最も価値の高い学習対象となっていることである。

15. 第30条の4と「享受されない収奪」——日本・EU・米国の比較法的検討

15.1 非享受目的利用としてのAI学習——日本の第30条の4

日本の著作権法第30条の4は、情報解析等の用に供する場合における著作物利用を広く認める規定であり、AI機械学習との関係では国際的に見ても寛容な権利制限規定とされる。同条は、(i)「思想又は感情の享受を目的としない」こと、(ii)「必要と認められる限度」、(iii)「著作権者の利益を不当に害することとなる場合」ではないこと、という三要素を中核に構成されている。

この規定は、AI学習にとって極めて大きな意味を持つ。著作物を人間が読む・見る・聴くためではなく、統計的解析のために利用する場合、原則として権利制限の対象となりうるからである。翻訳メモリや対訳コーパスをLLMの事前学習や継続事前学習に投入する行為も、原則としてこの非享受目的利用の射程に含まれうる。

15.2 「享受されない収奪」という構造的逆転

ところが翻訳者の視点から見ると、ここには逆説がある。翻訳者が恐れているのは、訳文が無断で読まれることだけではない。むしろ、訳文が「享受されない」形で解析され、そこから翻訳モ

デルや文体模倣モデルが作られることである。従来の著作権侵害は、作品を無断で享受させる行為を中心に問題化してきた。しかし AI 学習では、享受しないからこそ適法化される。

この構造的逆転を、本稿では「享受されない収奪 (appropriation without consumption)」と呼ぶ。翻訳者の訳文は、読者に読まれることによってではなく、読者なき解析によって価値を吸い上げられる。ここに、AI 時代の著作権論の根本的な転換がある。従来の権利侵害が「作品が読まれる」「作品が売られる」という享受の経路を通じて構成されていたのに対し、AI 時代の収奪は享受の経路を迂回して進行する。

15.3 EU——オプトアウト権と透明性義務

EU の法制度は、日本と対照的な設計を取っている。デジタル単一市場著作権指令 (DSM 指令) 第 4 条は、商業目的のテキスト・データマイニング (TDM) について、権利者が機械可読な形でオプトアウトを表明していない場合にかぎり、これを許容する。すなわち、EU では原則として権利者にオプトアウト権が認められている。さらに EU AI 法 (2024 年成立) は、汎用 AI モデルの提供者に対して、訓練データの内容についての十分に詳細な要約を公表する義務を課している。これは、翻訳者を含む権利者が、自らの作品が学習に使われたか否かを推定する手がかりを与える制度設計である。

15.4 米国——フェアユースの司法判断

米国は、TDM や AI 学習を直接規律する法定の権利制限を持たず、フェアユース法理に依拠している。Authors Guild 対 Google 訴訟 (2015 年判決) は Google Books の大規模スキャンを変容的利用として認め、その後の AI 訓練データに関する一連の訴訟——Andersen 対 Stability AI、ニューヨーク・タイムズ対 OpenAI、Getty Images 対 Stability AI——は、いずれも進行中ないし係争中である。米国の枠組みは、事例ごとの裁判所判断に依拠するため、結果として権利者にとっては不確実性が高く、開発者にとっては司法リスクが高い。

15.5 日本法はなぜ「特に収奪的」になりうるのか

三法域を並置したとき、日本の第 30 条の 4 には特異な性格が浮かび上がる。EU がオプトアウトと透明性を制度化し、米国が司法的事後審査を残しているのに対し、日本は事前包括的に非享受目的利用を許容し、オプトアウトの法定権も透明性義務も持たない。結果として、日本法のもとでは、翻訳者が自らの作品が学習に使われたか否かを確認する手段も、これを拒絶する手段も、制度的にはほぼ存在しない。この意味で、日本の制度設計は、グローバルに見て「特に収奪的」になりうる構造を持っている。

15.6 ただし書の限界と立証困難性

第 30 条の 4 には、「著作権者の利益を不当に害することとなる場合」を除外する但書がある。文化庁の「AI と著作権に関する考え方について」(2024) は、特定のクリエイターの作品のみを大量に学習させて、その作風を模倣した生成物を作るケースなどを「不当害」にあたりうる典型例として例示している。この但書を翻訳者の文体模倣事例に類推適用する余地は、理論的には存在する。

しかし、実務上の困難は大きい。第一に、訴訟主体となれるのは「著作権者」であり、産業翻訳における標準契約のもとで権利を譲渡してしまった翻訳者は、そもそも主張の主体となりにくい。

第二に、特定の訳文が学習データに含まれていたか否かを翻訳者側が立証することは、技術的にも証拠開示制度上も極めて困難である。第三に、文体模倣を「不当害」と判定するための比較対象や閾値は、現時点では確立されていない。結果として、第30条の4は、翻訳者の権利剥奪を法的に追認する役割を果たしてしまう可能性がある。

16. オープンモデルと独占的 AI、そしてモデル崩壊時代における人間データのプレミアム化

16.1 公共的恩恵と私的収益の両義性

本稿の論旨は、AIの発展そのものを否定するものではない。機械翻訳は、言語アクセスを拡大し、情報格差を縮小し、災害、医療、教育、国際交流、移民支援、難民支援など多くの領域で公共的恩恵をもたらしてきた。翻訳データがAIの発展に寄与したことは、人類全体にとって意味のある成果でもある。

しかし、公共的恩恵が存在することは、その基盤を支えた労働の無償化や不可視化を正当化しない。問題は、AIが発展したことではない。問題は、その発展のために誰の労働が使われ、誰が報酬を得て、誰が権利を失い、誰が市場から押し出されるのか、という配分の問題である。

16.2 オープンモデルと独占的 AI は同じか

ここで重要なのは、AIモデルの性質による区別である。学術機関や非営利団体が公共的目的で構築する翻訳モデルやオープンな多言語モデル——たとえば No Language Left Behind や Helsinki-NLP の OPUS-MT モデル——と、OpenAI、Google、Anthropic などの営利企業によるクローズドな商用 LLM では、翻訳者の訳文が同じ経路でデータとして取り込まれていたとしても、その帰結は質的に異なる。

オープンモデルは、学習結果が広く公開され、誰もがダウンロードして利用できる。低リソース言語の話者、人道支援機関、教育機関がこれを使うことができる。ここでは、翻訳者の労働は「データ・コモンズ」に注入されている、と言える余地がある。これに対して独占的 AI は、学習結果を自社の競争優位として囲い込み、API 利用料やサブスクリプション料として収益化する。翻訳者の労働は、ここでは「私的資産」に転化される。

「無償学習の恐怖」の核心は、しばしばこの後者にある。翻訳者が「人類のため」と「企業の独占的収益のため」のあいだで線を引きたがるのは、感情的な反応ではなく、データ・コモンズと私的資本の区別を要求する正当な論理的訴えである。本稿が「再分配なき公共善を超えて」と論じるとき、念頭にあるのは、まさにこの線引きの不在である。

16.3 モデル崩壊と人間データのプレミアム化

近年、AI研究において重大な論点として浮上しているのが、いわゆる「モデル崩壊(model collapse)」である。Shumailov et al. (2024, *Nature*) が示したように、AI生成テキストを次世代モデルの訓練データに再帰的に投入すると、モデルの分布が劣化し、稀少な事例や尾部の表現が失われていく。ウェブ上のテキストがAI生成物で飽和しつつある現在、AI開発企業にとって、人間が生成した高品質な非汚染データの希少性と価値は、逆説的に高まっている。

ここに、翻訳者の労働をめぐる重要な転換がある。これまで本稿は、翻訳者の労働が「過去のものとして収奪されている」と論じてきた。しかし正確には、人間のプロ翻訳者が現在も生成し続けている、編集・校閲を経た高品質な対訳データは、モデル崩壊時代において、AI企業が喉から手が出るほど欲しいプレミアム資産となっている。原文と訳文のペアという形式は、教師あり学習の理想形である。さらに、専門領域に固有の専門用語、文体、文化的調停は、ウェブスクレイピングではほぼ得られない希少資源である。

翻訳者は、過去の労働を収奪されつつある同時に、現在進行形でプレミアム資産を生産し続けている。この二重性こそが、再分配を要求する根拠を強める。希少資源の供給者として、翻訳者には交渉力の余地が原理的には残されている。問題は、その交渉力を行使する制度的回路が現時点で存在しないことである。

16.4 翻訳者の三重の位置と恐怖の核心

翻訳者は、AIの利用者であると同時に、AIの教師であり、AIによって代替される対象でもある。さらにモデル崩壊時代には、AIを正常に維持するためのプレミアムデータ供給者でもある。この四重の位置こそ、翻訳者の不安の核心である。データ・コモنزとデータ収奪、公共善と私的資本、過去の労働と現在進行形の労働——これらの緊張をどう設計するかは、AI時代の制度設計における中心的な問いの一つである。

17. 翻訳者の事例は特殊ではない

翻訳者の経験は、翻訳業界に固有の問題ではない。むしろ翻訳者は、知的労働がデータ化され、AIに吸収され、再び労働市場に戻ってくる過程を先取りして経験した職能である。同様の構造は、創作・知識労働のさまざまな領域に拡張される。

イラストレーターの作風、作曲家の音型、法律家の契約レビュー、医師の診断、教師の添削、プログラマーのコード、編集者の修正履歴。これらはいずれも、個別の成果物としては著作権や契約で扱われるが、AIにとっては判断パターンの集合である。人間の専門性は、データセットのなかで統計的特徴へと変換される。

翻訳は、その構造がとりわけ明瞭である。原文と訳文という入力—出力の対応関係があり、品質評価が可能であり、多言語展開にも利用できる。だからこそ翻訳データは、AIにとって理想的な教師データだった。翻訳者の経験は、今後あらゆる専門職が直面する問題の先行事例である。翻訳者がいま経験している不安は、他の知識労働者がいずれ経験するであろう不安の前駆的な形態でもある。

18. 結論——再分配の設計に向けて

翻訳者はAIの敵ではない。むしろ翻訳者は、AIの见えない教師だった。翻訳者が長年生産してきた訳文、翻訳メモリ、対訳コーパス、ポストエディット結果は、言語AIの発展に深く関与してきた。しかしその貢献は、契約上は納品物として買い取られ、技術的にはセグメント化され、法的には情報解析用データとして処理され、経済的にはほとんど再分配されなかった。

本稿が問うてきたのは、AIの発展を止めるべきか否かではない。問うべきなのは、AIの発展が人間の知的労働に深く依存しているにもかかわらず、その労働を不可視化し、権利と報酬を切り

離したままでよいのか、ということである。

翻訳者が恐れているのは、単に仕事を失うことではない。自分たちの労働が、名前を失い、権利を失い、報酬を失い、しかしモデルの中には残り続けるという、奇妙な不死性である。AI時代の正義は、生成物の著作権だけでなく、生成を可能にした過去の労働にどう向き合うかから始まる。

本稿の主張を最も鋭い形で表現すれば、次のようになる。翻訳者はAIに置き換えられようとしているだけではない。翻訳者は、自らの過去の労働によって訓練されたAIによって置き換えられようとしている。この循環こそが、生成AI時代における翻訳者の恐怖の核心である。そして、問題は、翻訳者の訳文が読まれたことではなく、読まれないまま解析されたことにある。「享受されない収奪」は、権利侵害の危険を減らすどころか、翻訳者の職能的価値を抽出する新たな経路となった。

再分配設計の方向性

抽象的な「再分配の必要性」ととどまらず、本稿は四つの具体的方向性を示して結論としたい。

第一に、契約と団体交渉の水準での明示的合意。訳文のAI学習利用について、目的別の同意条項、再利用範囲の明示、対価の規定を、翻訳業務委託契約の標準条項に組み込む必要がある。職能団体（FIT、各国翻訳者協会、Society of Authors等）による標準契約モデルの策定と普及が、ここでの実践的経路となる。

第二に、データ・トラスト（Data Trust）による集団的権利管理。個々のフリーランス翻訳者が単独でAI企業と交渉することは現実的ではない。音楽著作権における集中管理団体（JASRAC、ASCAP等）の経験を参照しつつ、翻訳メモリやポストエディットデータの集団的管理と分配を担う中間組織の設計が、現実的選択肢となりうる。

第三に、技術的なオプトアウトメタデータの付与。翻訳成果物に、AI学習利用を許諾するか否かを示す機械可読メタデータ（例：C2PA、TDM Reservation Protocol、ai.txt等）を標準的に付与する技術的・制度的枠組みが必要である。EUのオプトアウト権が機能するためには、こうした技術的インフラが前提となる。

第四に、日本著作権法第30条の4の見直し。同条のもとで「享受されない収奪」が法的に追認される構造に対し、(i) 透明性義務の導入、(ii) オプトアウト権の法定、(iii) 但書の解釈ガイドラインの明確化、を立法・行政の課題として提起すべきである。

翻訳研究は、自らの研究対象であった「翻訳労働」が、AI時代の制度設計の試金石となっていることを自覚する局面にある。翻訳者は、生成AI時代のあらゆる知識労働者にとっての先行事例であり、ここで設計される枠組みは、やがてイラストレーター、音楽家、法律家、医師、教師、プログラマーをも含む知識労働一般の問題へと拡張されるであろう。

参考文献

Bahdanau, D., Cho, K., & Bengio, Y. (2015). Neural Machine Translation by Jointly Learning to Align and Translate. *Proceedings of the 3rd International Conference on Learning Representations (ICLR 2015)*.

- European Parliament and Council (2019). Directive (EU) 2019/790 on Copyright and Related Rights in the Digital Single Market (DSM Directive), Articles 3–4.
- European Parliament and Council (2024). Regulation (EU) 2024/1689 on Artificial Intelligence (AI Act).
- International Federation of Translators (FIT) (2023). *FIT Position Paper on Machine Translation in the Age of AI*.
- Kenny, D., Moorkens, J., & do Carmo, F. (2020). Fair MT: Towards Ethical, Sustainable Machine Translation. *Translation Spaces*, 9(1), 1–11.
- Moorkens, J. (2020). “A Tiny Cog in a Large Machine”: Digital Taylorism in the Translation Industry. *Translation Spaces*, 9(1), 12–34.
- Moorkens, J., & Lewis, D. (2019). Copyright and the Re-use of Translation as Data. In M. O’Hagan (Ed.), *The Routledge Handbook of Translation and Technology* (pp. 469–481). Routledge.
- Radford, A., Narasimhan, K., Salimans, T., & Sutskever, I. (2018). Improving Language Understanding by Generative Pre-Training. OpenAI Technical Report.
- Shumailov, I., Shumaylov, Z., Zhao, Y., Papernot, N., Anderson, R., & Gal, Y. (2024). AI Models Collapse When Trained on Recursively Generated Data. *Nature*, 631, 755–759.
- Society of Authors (2024). *Survey on the Impact of Generative AI on Translators*.
- Topping, S. (2000). Shortening the Translation Cycle at Eastman Kodak. In R. C. Sprung (Ed.), *Translating Into Success* (pp. 111–125). John Benjamins.
- Vaswani, A., Shazeer, N., Parmar, N., Uszkoreit, J., Jones, L., Gomez, A. N., Kaiser, Ł., & Polosukhin, I. (2017). Attention Is All You Need. *Advances in Neural Information Processing Systems 30*, 5998–6008.
- Wu, Y., Schuster, M., Chen, Z., Le, Q. V., Norouzi, M., et al. (2016). Google’s Neural Machine Translation System: Bridging the Gap between Human and Machine Translation. *arXiv:1609.08144*.
- Zhu, S., Pan, M., Wang, L., et al. (2025). A Recipe of Parallel Corpora Exploitation for Multilingual Large Language Models. *Findings of NAACL 2025*.
- 上野達弘・奥邨弘司編 (2024) 『AI と著作権』 勁草書房.
- 文化庁著作権課 (2024) 「AI と著作権に関する考え方について」文化審議会著作権分科会法制度小委員会.
- 松下外 (2025) 「機械学習への著作権法 30 条の 4 の適用について」『知財ジャーナル』.