

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
МІНІСТЕРСТВО ФІНАНСІВ УКРАЇНИ
ЛЬВІВСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ ПРИРОДОКОРИСТУВАННЯ
ДЕРЖАВНИЙ ПОДАТКОВИЙ УНІВЕРСИТЕТ
ЛЬВІВСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ ІМЕНІ ІВАНА ФРАНКА
НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ "ЛЬВІВСЬКА ПОЛІТЕХНІКА"
НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ БІОРЕСУРСІВ І ПРИРОДОКОРИСТУВАННЯ УКРАЇНИ
ЛЬВІВСЬКИЙ ТОРГОВЕЛЬНО-ЕКОНОМІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
ЗАХІДНОУКРАЇНСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
ПОЛІСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
УКРАЇНСЬКИЙ ДЕРЖАВНИЙ УНІВЕРСИТЕТ НАУКИ І ТЕХНОЛОГІЙ
УМАНСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ САДІВНИЦТВА
UNIVERSITY OF SILESIA IN KATOWICE, POLAND
UNIVERSITY OF BIALYSTOK, POLAND
INSTITUTE OF MANAGEMENT ECONOMICS, Z.S., LITOMERICE, CZECH REPUBLIC
BRATISLAVA UNIVERSITY OF ECONOMICS AND MANAGEMENT, SLOVAK REPUBLIC
JOHN VON NEUMANN UNIVERSITY, HUNGARY
SLOVAK ACADEMY OF AGRICULTURAL SCIENCES, SLOVAK REPUBLIC SCHOOL OF
BUSINESS AND ECONOMICS, ADAMAS UNIVERSITY, KOLKATA, INDIA



ЗБІРНИК ТЕЗ

**III Міжнародної науково-практичної інтернет-конференції
ЦИФРОВА ТРАНСФОРМАЦІЯ ФІНАНСОВОЇ СИСТЕМИ
УКРАЇНИ ТА КРАЇН V-4 В УМОВАХ ЄВРОІНТЕГРАЦІЇ
DIGITAL TRANSFORMATION OF THE FINANCIAL SYSTEM
OF UKRAINE AND V4 COUNTRIES IN THE CONTEXT OF
EUROPEAN INTEGRATION**

Частина III

26 квітня 2023 р.

Дубляни - Ірпінь

336(477):004.08]:330.92

**ЦИФРОВА ТРАНСФОРМАЦІЯ ФІНАНСОВОЇ СИСТЕМИ УКРАЇНИ
ТА КРАЇН V-4 В УМОВАХ ЄВРОІНТЕГРАЦІЇ. DIGITAL
TRANSFORMATION OF THE FINANCIAL SYSTEM OF UKRAINE AND V4
COUNTRIES IN THE CONTEXT OF EUROPEAN INTEGRATION:** збірник тез
III міжнародної науково-практичної інтернет-конференції (Дубляни, 26 квітня
2023 р.). Частина III. Дубляни: ЛНУП, 2023. 221 с.

ISBN 978-83-953142-5-4

*У збірнику максимально точно відображається орфографія
та пунктуація, запропонована учасниками.*

Усі матеріали подаються в авторській редакції.

Укладачі: Грицина О.В., Горбовий А.Ю., Богач М.М.

© Кафедра фінансів, банківської справи та страхування
Львівський національний університет природокористування

ЗМІСТ

ПАНЕЛЬ 8

ФІНАНСОВО-КРЕДИТНЕ ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ ТА ПОДАТКОВЕ РЕГУЛЮВАННЯ СУБ'ЄКТІВ ПІДПРИЄМНИЦЬКОЇ ДІЯЛЬНОСТІ

PANEL 8

FINANCIAL AND CREDIT SUPPORT AND TAX REGULATION OF BUSINESS ENTITIES 10

Дема Д.І.

КОНТРОЛЬ ЗА ДОХОДАМИ ЯК ФАКТОР БОРОТЬБИ З ТІНЬОВОЮ ЕКОНОМІКОЮ В УКРАЇНІ 10

Judita Táncosová, Monika Hudáková

PRIAME ZAHNANIČNÉ INVESTÍCIE – TEORETICKÉ PRÍSTUPY A PRAKTICKÁ REALIZÁCIA 15

Барабаш Л.В.

АСПЕКТИ ПОДАТКОВОГО РЕГУЛЮВАННЯ В УКРАЇНІ 23

Іваницький І.Є.

УПРАВЛІННЯ ФІНАНСОВОЮ БЕЗПЕКОЮ 26

Карманикова І. Ю., Бедринець М.Д.

АКТУАЛЬНІ ПРОБЛЕМИ ФІНАНСОВО-КРЕДИТНОГО ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ СУБ'ЄКТІВ ПІДПРИЄМНИЦЬКОЇ ДІЯЛЬНОСТІ ТА ШЛЯХИ ЇХ ВИРІШЕННЯ 29

Колотуха С.М.

БАНКІВСЬКЕ КРЕДИТУВАННЯ МАЛОГО ПІДПРИЄМНИЦТВА В АГРАРНОМУ СЕКТОРІ ЕКОНОМІКИ В КОНТЕКСТІ СУЧАСНИХ УМОВ 33

Король А.В.

ГАРМОНІЗАЦІЯ СИСТЕМИ ОПОДАТКУВАННЯ УКРАЇНИ В УМОВАХ СУЧАСНИХ ВИКЛИКІВ 38

Литвинчук О. В., Шепиленко В. Ю.

УКРІПЛЕННЯ БОРГОВОЇ ЕКОНОМІЧНОЇ БЕЗПЕКИ УКРАЇНИ 41

Петришин Л.П., Бойко О, Пятачук А.

ОСОБЛИВОСТІ СКЛАДАННЯ ФІНАНСОВОЇ ЗВІТНОСТІ СУБ'ЄКТАМИ МАЛОГО ПІДПРИЄМНИЦТВА 44

Рубай О.В.

ПЕРСПЕКТИВИ РОЗВИТКУ ФІНАНСОВОГО МЕНЕДЖМЕНТУ В СУЧАСНИХ УМОВАХ ЦИФРОВІЗАЦІЇ ЕКОНОМІКИ 48

Синявська Л.В. ЗАКОНОДАВЧІ АСПЕКТИ МІНІМАЛЬНОГО ПОДАТКОВОГО ЗОБОВ'ЯЗАННЯ	51
Стасів Ю., Борис В. М. ФІНАНСОВИЙ МЕНЕДЖМЕНТ ТА УПРАВЛІННЯ ФІНАНСОВО- КРЕДИТНИМИ ВІДНОСИНАМИ	54
Ціцька Н.Є., Ціцький П.В. МІЖНАРОДНА ПРАКТИКА СТВОРЕННЯ ТА ФУНКЦІОНУВАННЯ ЕФЕКТИВНОГО ФІСКАЛЬНОГО ПРОСТОРУ	58
Шолудько О.В. ОСНОВНІ СКЛАДОВІ ФІНАНСОВИХ ВКЛАДЕНЬ В УМОВАХ ЄВРОІНТЕГРАЦІЇ	61
 ПАНЕЛЬ 9	
БАНКІВСЬКА СИСТЕМА ТА ЇЇ РОЛЬ У ЗАБЕЗПЕЧЕННІ ЕКОНОМІЧНОЇ СТАБІЛЬНОСТІ ДЕРЖАВИ	
PANEL 9 BANKING SYSTEM AND ITS ROLE FOR ENSURING ECONOMIC STABILITY OF THE STATE.	66
Агрес О.Г. «ДОСТУПНІ КРЕДИТИ 5-7-9 %» - РУШІЙ КРЕДИТУВАННЯ БІЗНЕСУ	66
Власюк С.А. ТЕОРЕТИЧНІ ЗАСАДИ ФІНАНСОВОЇ СТАБІЛЬНОСТІ БАНКІВСЬКОЇ СИСТЕМИ	70
Герман Я.І., Онишко С.В. ОСОБЛИВОСТІ ДІЯЛЬНОСТІ БАНКІВСЬКОГО СЕКТОРУ УКРАЇНИ В УМОВАХ ВІЙСЬКОВОЇ АГРЕСІЇ	72
Демінська Д.В., Москаленко Н.В. БАНКІВСЬКА СИСТЕМА ПІД ЧАС ПОВНОМАСШТАБНОГО ВТОРГНЕННЯ	75
Копитко Л. В., Шепиленко В.Ю. ФУНКЦІОНУВАННЯ БАНКІВСЬКОЇ СИСТЕМИ УКРАЇНИ В ПЕРІОД ВІЙНИ	79
Ліневич К. Ю. НАПРЯМИ УДОСКОНАЛЕННЯ РЕГУЛЮВАННЯ БАНКІВСЬКОЇ ДІЯЛЬНОСТІ В УКРАЇНІ	81

Матвійчук Н. М. ФОРМУВАННЯ БАНКАМИ ОBOB'ЯЗКОВИХ РЕЗЕРВІВ ЯК ВАЖЛИВИЙ ІНСТРУМЕНТ МОНЕТАРНОЇ ПОЛІТИКИ ПІД ЧАС ВОЄННОГО СТАНУ	85
Мельник К.М. ПРОБЛЕМНІ КРЕДИТИ БАНКІВ ПІД ЧАС ВІЙНИ	88
Полякова М.О. АДАПТИВНІСТЬ БАНКІВСЬКОЇ СИСТЕМИ В УМОВАХ ПОВНОМАСШТАБНОГО ВТОРГНЕННЯ	91
Соловей О.І., Сокирко О.С. БАНКІВСЬКА СИСТЕМА УКРАЇНИ ПІД ЧАС ВОЄННОГО СТАНУ	94
Сус Л. В., Сус Ю. Ю. ФІНАНСОВІ ІНКЛЮЗІЇ У БАНКІВСЬКІЙ СИСТЕМІ УКРАЇНИ	98
Черняк К.О., Коляда Т.А. ОСОБЛИВОСТІ ФУНКЦІОНУВАННЯ БАНКІВСЬКОГО СЕКТОРУ УКРАЇНИ В УМОВАХ ВІЙСЬКОВОЇ АГРЕСІЇ	102
Шекета Є. Ю. РОБОТА БАНКІВСЬКОЇ СИСТЕМИ УКРАЇНИ У ПЕРІОД ВІЙНИ	104
 ПАНЕЛЬ 10 СТРАХОВИЙ РИНОК УКРАЇНИ В СВІТОВОМУ СТРАХОВОМУ ПРОСТОРІ PANEL 10 PROSPECTS FOR INNOVATIVE DEVELOPMENT OF SCIENCE AND HIGHER ECONOMIC EDUCATION	
Борисюк О. В. ОСОБЛИВОСТІ ЦИФРОВІЗАЦІЇ СТРАХОВОГО РИНКУ УКРАЇНИ	107
Богач М.М., Лісевич-Залуцька М.Є. НАПРЯМИ ПІДВИЩЕННЯ ЕФЕКТИВНОСТІ СТРАХОВИХ ПРОЦЕСІВ НА СТРАХОВОМУ РИНКУ УКРАЇНИ	110
Віленчук О. М. ОСОБЛИВОСТІ ОПОДАТКУВАННЯ ПІДПРИЄМНИЦЬКОЇ ДІЯЛЬНОСТІ У СФЕРІ СТРАХУВАННЯ ЖИТТЯ	119
Гавриляк Т. С. СУЧАСНІ ТЕНДЕНЦІЇ РОЗВИТКУ СТРАХОВОГО РИНКУ УКРАЇНИ В УМОВАХ НЕСТАБІЛЬНОСТІ РИНКОВОЇ ЕКОНОМІКИ	124
Демінська Д.В., Шепиленко В. Ю. ФУНКЦІОНУВАННЯ СТРАХОВОГО РИНКУ В УМОВАХ ВОЄННОГО СТАНУ	127
Марутяк Г.С., Томашівська М.В., Роздайбіда Н.М СТРАХОВІ ФІНАНСОВІ РИЗИКИ, ЯК ЕКОНОМІЧНА КАТЕГОРІЯ	131

Осадча Я.О.

ОСОБЛИВОСТІ ДІЯЛЬНОСТІ СТРАХОВИХ КОМПАНІЙ УКРАЇНИ В
УМОВАХ ВОЄННОГО СТАНУ 135

Радкевич У.В., Параниця Н. В.

РОЗВИТОК СТРАХОВОГО РИНКУ УКРАЇНИ 138

Томашевський Ю.М.

ОРГАНІЗАЦІЯ СИСТЕМИ САМОСТРАХУВАННЯ ТА ВЗАЄМНОГО
СТРАХУВАННЯ В СІЛЬСЬКОГОСПОДАРСЬКИХ ПІДПРИЄМСТВАХ 141

Чекмарьова Н.Л., Бедринець М.Д.

ДІЯЛЬНІСТЬ ВІТЧИЗНЯНОГО РИНКУ СТРАХОВИХ ПОСЛУГ В
УМОВАХ ВІЙСЬКОВОЇ АГРЕСІЇ 148

Шалайко М.Ю., Пилипенко Л.О.

СТРАХОВИЙ РИНОК УКРАЇНИ В СВІТОВОМУ СТРАХОВОМУ
ПРОСТОРІ 150

Шубенко І.А., Шубенко Р.В.

ВІТЧИЗНЯНИЙ РИНОК СТРАХУВАННЯ ПІД ЧАС ВІЙНИ З РФ 153

ПАНЕЛЬ 11

ПЕРСПЕКТИВИ ІННОВАЦІЙНОГО РОЗВИТКУ НАУКИ ТА ОСВІТИ

PANEL 11

**PROSPECTS FOR INNOVATIVE DEVELOPMENT OF SCIENCE AND
HIGHER ECONOMIC EDUCATION 159**

Supernak W., Horbovyi A.

THE IMPORTANCE OF TRAINING THE ORGANIZATION'S
PERSONNEL IN THEIR DEVELOPMENT 159

Karolina Hyski

THE DIGITIZATION PROCESS OF CULTURAL HERITAGE FOR THE
NEEDS OF EDUCATION

AND E-TOURISM

CASE STUDY: PRE-ROMAN AND ROMANESQUE ART. SCULPTURE -
ANALYSIS OF COMPOSITION AND ICONOGRAPHY 164

Kostina O.V., Horbovyi A.

STATE-OF-THE-ART MACHINE TRANSLATION SYSTEMS USING
ARTIFICIAL NEURAL NETWORK 178

Svitlana Panchyshyn, Svitlana Dobrovolska, Mariana Opyr

SMART TECHNOLOGIES AS A WAY OF TRAINING FOREIGN
LANGUAGES AT HIGHER EDUCATIONAL INSTITUTIONS 184

Балаш Л.Я., Лисюк О.В. РОЗВИТОК ПРОЄКТНОЇ ОСВІТИ - ЯК ОДИН З НАПРЯМКІВ ІННОВАЦІЙНОГО РОЗВИТКУ ВИЩОЇ ОСВІТИ В УКРАЇНІ	188
Бубняк Т.І., Богач М.М. ПО КОНЦЕНТРАЦІЮ НАПРУЖЕНЬ У ТРАНСВЕРСАЛЬНО- ІЗОТРОПНОМУ СЕРЕДОВИЩІ З ВКЛЮЧЕННЯМ	191
Жидовська Н.М., Прокопишин О.С. ІННОВАЦІЇ У ВІЙСЬКОВОМУ ОБЛІКУ ПІД ЧАС ВІЙНИ	195
Лелиця В.А., Немировська О.В. НОВІ ІНФОРМАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ В ОСВІТІ	200
Мирончук З.П., Колач С.М. ЗАХИСТ ОБЛІКОВОЇ ІНФОРМАЦІЇ ТА КІБЕРБЕЗПЕКА ПІДПРИЄМСТВА В УМОВАХ СУЧАСНОГО РОЗВИТКУ БІЗНЕСУ	206
Удуд. І.Р., Гуль В.А. ОЦІНКА ЕФЕКТИВНОСТІ ГОТЕЛЬНО-РЕСТОРАННОГО БІЗНЕСУ УКРАЇНИ В ПЕРІОД ВІЙНИ	209
Шпортько Г.Ю., Саленкова Е.О. ГЕЙМ ДОДАТОК ДЛЯ ОПАНУВАННЯ ІНОЗЕМНОЇ МОВИ	214
Ясенова І.С. ТЕКСТОВІ ГЕНЕРАТОРИ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ В ОСВІТІ: ПРИСТОСОВУВАТИСЯ ЧИ ЧИНИТИ ОПІР?	217

Kostina O.V., Master's student
Department of computer and information technologies and systems
Horbovyi A., Professor
State Tax University, Irpin

STATE-OF-THE-ART MACHINE TRANSLATION SYSTEMS USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORK

Artificial intelligence (AI) plays a crucial role in shaping global content strategies. The language services industry recognises the potential of AI to transform the way businesses process and distribute multilingual content. As a result, the sector is at the forefront of the development of neural machine translation technology.

Artificial intelligence (AI) and machine translation (MT) are becoming increasingly important tools for managing and distributing multilingual content in today's globalised world. Thanks to rapid technological advances, AI and MT are now able to deliver near-human-quality translations in a fraction of the time and cost of traditional human translation. This has led to significant growth and investment in the language services industry as companies look to use these tools to enhance their global content strategies. However, while AI and MT have enormous potential, there are also challenges and limitations that need to be addressed. This paper explores the current state of AI and MT, their applications (Google Translate and DeepL Translator), benefits and limitations, and their impact on the language services industry and beyond. Speaking about models of translation we should start with the Statistical machine translation (SMT) - the use of statistical models that learn to translate text from a source language to a target language gives a large corpus of examples. SMT has been the dominant translation paradigm for decades. Practical implementations of SMT are generally phrase-based systems (PBMT) which translate sequences of words or phrases where the lengths may differ.[1]

Google Translate launched in April 2006 as a Statistical Machine Translation service switched to a neural machine translation engine – Google Neural Machine Translation (GNMT) in 2016.[2]

Google Translate - is a multilingual neural machine translation service developed by Google to translate text, documents and websites from one language into another. It offers a website interface, a mobile app for Android and iOS, and an

API that helps developers build browser extensions and software applications. As of April 2023, Google Translate supports 133 languages at various levels.[2]

Although effective, Statistical Machine Translation methods suffered from a narrow focus on the phrases being translated, losing the broader nature of the target text. The hard focus on data-driven approaches also meant that methods may have ignored important syntax distinctions known by linguists. Finally, the statistical approaches required careful tuning of each module in the translation pipeline.

Neural machine translation (NMT) - is the use of neural network models to learn a statistical model for machine translation.

The key benefit to the approach is that a single system can be trained directly on source and target text, no longer requiring the pipeline of specialized systems used in statistical machine learning.

Unlike the traditional phrase-based translation system which consists of many small sub-components that are tuned separately, neural machine translation attempts to build and train a single, large neural network that reads a sentence and outputs a correct translation.[3]

As such, neural machine translation systems are said to be end-to-end systems as only one model is required for the translation.

The strength of NMT lies in its ability to learn directly, in an end-to-end fashion, the mapping from input text to associated output text.[1]

Google Neural Machine Translation (GNMT), a sequence-to-sequence (“seq2seq”) model which is now used in Google Translate production systems.[4]

Seq2seq (Sequence-to-Sequence) is a type of neural network architecture used in machine translation tasks like Google Translate. It was introduced in 2014 by Sutskever et al., and has since become a popular approach for neural machine translation.[5]

In Google Translate, seq2seq models are used to translate text from one language to another. The basic idea is to use an encoder network to encode the source language text into a fixed-length vector, and then use a decoder network to generate the corresponding translation from that vector.

The encoder network takes the source language sentence as input and converts it into a sequence of vectors. Each vector represents a word in the sentence and is computed by applying a learned function to the word's embedding and a hidden state

vector that summarizes the previous words in the sentence. The final vector produced by the encoder is a summary of the entire source language sentence.

The decoder network then takes this summary vector as input and generates the translation sentence word-by-word. At each time step, the decoder generates a probability distribution over the words in the target language vocabulary and chooses the most likely word as the output. The decoder's hidden state is updated based on the output word and the previous hidden state, allowing it to keep track of the context and generate a fluent translation.[6]

Encoder-decoder with attention is a neural network architecture that has become popular for its ability to improve the quality of machine translation output.

The encoder-decoder model consists of two components: an encoder and a decoder. The encoder takes the source text as input and generates a fixed-length representation of the input text. The decoder then generates the output text based on the encoded representation.

Attention is a mechanism added to the encoder-decoder architecture to help the decoder focus on relevant parts of the input text during the decoding process. The attention mechanism enables the decoder to selectively attend to different parts of the input text at each step of the decoding process. This allows the model to align the input text and output text more effectively and improves the overall quality of the translation output.

During training, the attention mechanism learns to weight the relevance of different parts of the input text based on the current state of the decoder. At each decoding step, the decoder uses this attention weight to determine which parts of the encoded input to focus on, improving the quality of the translation output.

The encoder-decoder with attention architecture is a neural network model that enhances machine translation by allowing the decoder to selectively focus on relevant parts of the input text during the decoding process. The attention mechanism enables the model to align the input text and output text more effectively, resulting in higher-quality translations.[7][8]

Google Translate's seq2seq model is trained on large parallel corpora of source and target language sentences. During training, the model is optimized to minimize the difference between its predicted translations and the true translations in the training data.

Overall, seq2seq models have shown promising results in machine translation tasks, and have been a key component of the success of Google Translate. These models have great potential for advancing the field of natural language processing, and are likely to be increasingly used in many applications in the future.

DeepL Translator - is a neural machine translation service launched in August 2017 and owned by Cologne based DeepL SE.[9]

It initially offered translations between seven European languages and was gradually expanded to support 31 languages. Its algorithm uses Convolutional Neural Networks (CNN) [10][11], offers a paid subscription for additional features and access to its translation application programming interface.

According to the developers, the service uses a newer, improved architecture of neural networks, which results in a more natural sound of translations compared to competing services.[12]

The translation is said to be generated using a supercomputer. In general, CNNs are slightly more suitable for long, coherent word sequences, but have so far not been used by the competition due to their weaknesses compared to recurrent neural networks. The weaknesses at DeepL are compensated for by supplemental techniques, some of which are publicly known.[10][8][13]

Convolutional Neural Networks (CNNs) are analogous to traditional Artificial Neural Networks (ANNs) in that they are comprised of neurons that self-optimize through learning. Each neuron will still receive an input and perform an operation (such as a scalar product followed by a non-linear function) - the basis of countless ANNs. From the input raw image vectors to the final output of the class score, the entire of the network will still express a single perceptive score function (the weight). The last layer will contain loss functions associated with the classes, and all of the regular tips and tricks developed for traditional ANNs still apply. The only notable difference between CNNs and traditional ANNs is that CNNs are primarily used in the field of pattern recognition within images. This allows us to encode image-specific features into the architecture, making the network Introduction to Convolutional Neural Networks more suited for image-focused tasks - whilst further reducing the parameters required to set up the model.

Convolutional Neural Networks differ to other forms of Artificial Neural Network in that instead of focusing on the entirety of the problem domain,

knowledge about the specific type of input is exploited. This in turn allows for a much simpler network architecture to be set up.

Google or DeepL

Both Google Translate and DeepL are powerful machine translation systems with their own unique strengths and weaknesses. The best choice between the two will depend on your specific needs and use case.

Google Translate is a widely used machine translation system that supports a large number of languages and offers a range of features, including voice input, handwriting recognition, and image translation. It uses a combination of rule-based and neural machine translation approach, and has been trained on a massive amount of data. Google Translate is a good choice for simple, everyday translations, and it is free to use.

On the other hand, DeepL Translator is a newer machine translation system that uses a Convolutional Neural Networks, which tends to produce more accurate and natural-sounding translations. DeepL also offers support for fewer languages than Google Translate but it is better in handling certain language pairs such as English-German, English-French, and English-Spanish. Additionally, DeepL offers a range of additional features, such as translation of documents and integration with CAT (Computer-Aided Translation) tools. However, DeepL's premium features come at a cost, with subscriptions required for professional or heavy use.

Overall, if you need a free and widely available machine translation system for everyday use, Google Translate is a good choice. However, if you require more accurate and natural-sounding translations or need to translate professional documents, DeepL might be the better option, albeit at a cost.

List of references

1. [Google's Neural Machine Translation System: Bridging the Gap between Human and Machine Translation](#), Yonghui Wu, Mike Schuster, Zhifeng Chen, Quoc V. Le, Mohammad Norouzi, Wolfgang Macherey, Maxim Krikun, Yuan Cao, Qin Gao, Klaus Macherey, Jeff Klingner, Apurva Shah, Melvin Johnson, Xiaobing Liu, Łukasz Kaiser, Stephan Gouws, Yoshikiyo Kato, Taku Kudo, Hideto Kazawa, Keith Stevens, George Kurian, Nishant Patil, Wei Wang, Cliff Young, Jason Smith, Jason Riesa, Alex Rudnick, Oriol Vinyals, Greg Corrado, Macduff Hughes, Jeffrey Dean, 2016
2. [Turovsky, Barak \(November 15, 2016\)](#). "Found in translation: More accurate, fluent sentences in Google Translate". The Keyword Google Blog. Google Inc. Retrieved December 1, 2016

3. [Neural Machine Translation by Jointly Learning to Align and Translate](#), Dzmitry Bahdanau, Kyunghyun Cho, Yoshua Bengio. ICLR, 2015
4. Introducing tf-seq2seq: An Open Source Sequence-to-Sequence Framework in TensorFlow
5. [Sequence to Sequence Learning with Neural Networks](#), Ilya Sutskever, Oriol Vinyals, Quoc V. Le. NIPS, 2014
6. [Massive Exploration of Neural Machine Translation Architectures](#), Denny Britz, Anna Goldie, Minh-Thang Luong, Quoc Le
7. Page 462, [Attention and Augmented Recurrent Neural Networks](#), Chris Olah, Shan Carter. Distill, 2016
8. Page 209, [Neural Machine Translation and Sequence-to-sequence Models: A Tutorial](#), Graham Neubig
9. ["Languages included in DeepL Pro"](#). *DeepL.com*. Archived from [the original](#) on 6 May 2022. Retrieved 18 May 2022
10. Coldewey, Devin; Lardinois, Frederic (29 August 2017). ["DeepL schools other online translators with clever machine learning"](#). *TechCrunch*. [Archived](#) from the original on 20 February 2018. Retrieved 1 September 2019
11. [An Introduction to Convolutional Neural Networks](#) Keiron O'Shea, Ryan Nash, 2015
12. ["DSL.sk - Sprístupnený nový prekladač postavený na umelej inteligencii, tvrdí že je najlepší"](#) (A new translator based on artificial intelligence has been made available, claims to be the best), 30 August 2017
13. Pouget-Abadie, Jean; Bahdanau, Dzmitry; van Merriënboer, Bart; Cho, Kyunghyun; Bengio, Yoshua (October 2014). "Overcoming the Curse of Sentence Length for Neural Machine Translation using Automatic Segmentation". Proceedings of SSST-8, Eighth Workshop on Syntax, Semantics and Structure in Statistical Translation. Stroudsburg, PA, USA: Association for Computational Linguistics: 78–85. [arXiv:1409.1257](#). [doi:10.3115/v1/w14-4009](#). [S2CID](#)