

Received: 16.09.2023  
Accepted: 18.11.2023

Received in revised form: 10.11.2023  
Available online: 15.11.2023

### Original Research

Citation: Coşkun, O. (2023). New Compositions to Artificial Intelligence Text-to-Speech Conversion Systems. *Turkophone*, 10(3), 277-292. <https://dx.doi.org/10.55246/turkophone.1391978>

## NEW COMPOSITIONS TO ARTIFICIAL INTELLIGENCE TEXT-TO-SPEECH CONVERSION SYSTEMS<sup>1</sup>

Osman COŞKUN\*

### ABSTRACT

Artificial intelligence is a key technology driving innovation and initiatives that impact every aspect of our lives. This technology is particularly used in machine learning, expert systems, natural language processing, speech systems, improvement processes, vision systems, and robotic systems. Technological innovations and developments such as communication and information sharing have expanded the translation market. Consequently, the demand for translation has increased. Changes and developments in market needs have led to the advancement of machine translation software. In recent years, Neural Machine Translation (NMT) based on Artificial Intelligence has been developed for this purpose. In NMT, artificial intelligence and neural networks are used to better reveal the meaning of a sentence and the differences between them. However, at the end of the AI-based Machine Translation process, the quality of the translation product still needs to be monitored and controlled. In cases where artificial intelligence falls short, the translation product is verified by the final editing done by an expert translator. Systran and Ted have partnered to create AI-based neural translation models and establish a translation infrastructure that will enable more quality translation. This partnership aims to further advance machine learning based on artificial intelligence in the field of translation. In this study, the innovative reflections of artificial intelligence in the field of translation were discussed in a technological context. As it strengthens with software and compilation bases, it can be predicted that the AI-based translation product will be realized with fewer errors.

**Keywords:** Artificial intelligence, translation, innovation, technology

<sup>1</sup> Artificial Intelligence in Translation: A New Collaboration in Neural Machine Translation", which was presented at the 1st International Symposium on Foreign Language Education (YABDİLSEM) organized online by Gazi University between June 28-30, 2021.

\* 0000-0002-6803-3189, Assoc. Prof. Dr., Marmara University, Türkiye, [ocoskun77@gmail.com](mailto:ocoskun77@gmail.com)

## 1. INTRODUCTION

The technological infrastructures that enable the development of Artificial Intelligence (AI) in translation are constantly evolving and being updated. The increasing satisfaction of various product users with the results of AI studies in the context of translation studies has accelerated the work and collaborations in this field. Ataseven (2021, p.278) quotes James S. Holmes as saying that when faced with a new problem or series of problems, researchers from neighboring fields enter a race to solve problems with paradigms and models that answer problems in their own fields. The rapid adaptation of developments in the AI field to the field of translation can be seen as a result of this perspective. The concept of machine translation, which emerged in the 17th century, developed rapidly after World War II, and as a result, product-focused data began to be obtained. In his work titled *Computing Machinery and Intelligence*, which he started in 1950 with the question "Can machines think?", Alan Turing states that the answer to this question cannot be found by defining the terms "machine" and "thinking", but can be defined with a test he called the Imitation Game. This test is known as the Turing test (cited in Karabulut, 2021, p.1519) and focuses on finding a rational answer to whether a machine can think or not. In the field of translation studies, the structure initially used in corresponding studies is "rule-based" translation programs focused on syntax based on language rules, vocabulary, grammar, and semantics. The data obtained are not very efficient in terms of translation quality. Because even though a language consists of certain rules, exceptions and the context in which it is used are quite effective in shaping meaning. From the 1990s onwards, rule-based translation begins to shift towards "statistical translation" with the systems newly used. Statistical translation programs have been the source of all online translation applications developed in the 2000s. With the studies in the field of AI, applications based on "neural machine translation" began to be used. From 2015 onwards, these models begin to stand out and the term neural machine translation (NMT) is used for the first time in a scientific article on AI in 2014. In their work titled "Sequence to Sequence Learning with Neural Networks" conducted in 2014, Ilya Sutskever, Oriol Vinyals, and Quoc V. Le used the term "neural translation system" for the first time. In this article, in the context of Deep Neural Networks, the calculation of the translation quality score of translations produced by long-short term memory in the translation task from English to French is discussed. The same year, an article titled "On the Properties of Neural Machine Translation: Encoder–Decoder Approaches" prepared by Kyunghyun Cho, Bart van Merriënboer, Dzmitry Bahdanau, and Yoshua Bengio was published and this term finally took its place in the literature. In the content of the study, the features of neural machine translation are tried to be analyzed using two models. Also in the same year, the term "neural machine translation" was used in another study titled "Neural Machine Translation by Jointly Learning to Align and Translate" written by Dzmitry Bahdanau, KyungHyun Cho, and Yoshua Bengio. If we look at the content of this article; starting from the problem that the use of a fixed-length vector does not improve the performance of the basic encoder-decoder structure, it is suggested to expand their proposed model to automatically search for parts of the source sentence without difficulty in predicting a target word. In addition, with this new approach, it is emphasized that a translation performance comparable to the current state-of-the-art expression-based system was achieved in the translation task from English to French.

Neural machine translation is a relatively new approach to statistical machine translation that is entirely based on neural networks. Neural machine translation models typically consist of an encoder and a decoder. The encoder extracts a fixed-length representation from a variable-length input sentence, and the decoder generates a correct translation from this representation (Cho et al., 2014).

Unlike traditional statistical machine translation, neural machine translation aims to construct a single neural network from joint networks to maximize translation performance. The structures recently proposed for neural machine translation generally fall into the encoder-decoder class. These models encode the source sentence into a fixed-length vector that a decoder generates the translation from (Bahdanau et al., 2014).

Okyayuz (2021, p.213) underlines that it is a necessity for individuals or institutional structures who make a profession of translation to be aware of translation technologies and to use them in their professional life, and also emphasizes that knowing about these technologies is not enough; experiencing to use these technologies quickly and effectively is now a part of the profession.

### **1.1 What is Artificial Intelligence?**

McCarthy (2004, cited in Arslan, 2017) defined AI as "the science and engineering of making intelligent machines, especially intelligent computer programs". Accordingly, a computer displaying human-like behaviors such as reasoning, problem-solving, deriving meaning, and generalizing, i.e., using high-level cognitive skills, can be defined as AI.

With the rapid development of the world of science and technology, countless technological innovations have entered our work, social, and daily lives. Today, AI technology has managed to become the most talked about and debated topic by touching our lives. AI technologies play a role in many areas such as intelligence and analysis, information management, image recognition, secure communication (Bogenç Demirel, 2021, p.90).

French thinker Pierre Levy (2018), as a critique to the idea of AI's future autonomy, states that this idea can be interpreted as "a manifestation of human's instrumentalization of different objects in different ages". As a technology theorist, Levy suggests that the idea of AI's future autonomy is nothing more than the instrumentalization of various objects by mankind since homosapiens, and that the real AI is the intelligence of mankind. He explains the reason for this as the situation of AI recording various data is equivalent to and older than the start of human's recording with the invention of writing and starting to record with tools such as library, telephone, telegraph, television, computer or algorithms. In line with Levy's explanation, he states that AI, which human invented, has no difference from the tools that human invented before, and that the real human mind has embodied through various storage areas of the knowledge repertoire passed down from generation to generation, and turned into AI (Karabulut, 2021, p.1534). Romero and colleagues quote seven areas where AI is involved (see Figure 1). AI is usually identified with a robot, however, it is a system loaded onto a certain body. AI is a series of techniques that algorithmically intervene in many areas, such as the Speech area where Google Translate or Reverso is used (Romero et al. 2021, p.6). Today, AI technology is associated with many areas (see Figure 1). For example, AI shows development in the field of machine learning. Especially Inferential Analysis and Deep Learning are a subsystem and application of AI in machine learning.

Expert systems are also encountered with AI. Expert systems are systems that use human knowledge stored by a computer to solve problems that require human expertise. These systems are used both by non-experts to solve problems and by experts as knowledgeable assistants. The logic of these software is to store the information in knowledge bases and try to reach the results with the inferences made on these knowledge bases when problems are encountered ([https://web.itu.edu.tr/~sonmez/lisans/es/uzman\\_sistemler\\_giris.pdf](https://web.itu.edu.tr/~sonmez/lisans/es/uzman_sistemler_giris.pdf)). As a subfield, Natural Language Processing uses AI extensively in applications such as classification and clustering, translation,

information filtering. AI is used in applications that transfer from speech to text, from text to speech in speech systems, another AI sub-study area. In the optimization process, which tries to find the best possible solution using mathematical formulas that model a specific situation, AI is utilized. In vision systems, AI is used in artificial vision and image detection. Also, the field of robotics is another subfield associated with AI.



Figure 1. View of the Artificial Intelligence Field (Artic Consulting, 2018, cited by Romero et al. 2021, p.6)

Akın (2008, cited by Karabulut, 2021:1520), quotes two types of classification from Russell and Norvig (2010) (see Table 1). The first is systems that think like humans: those who aim to develop AI systems by modeling human memory, mind, etc. cognitive mechanisms. Systems that behave like humans: the aim of these studies is to create systems that will appear indistinguishable from human behavior to an ordinary observer. The second is rationally thinking systems: in this method, rationality can be defined as the most correct thing for a given situation. These studies seek an answer to the question "What is correct thought?" assuming that human decisions that are not rational are negatively affected by their emotions. Rational behaving systems: It is the creation of systems that do the most correct thing according to energy, memory, and computing capacities in any situation.

Table. 1

*AI Classification according to Stuart Russel and Peter Norvig (2010, cited by Karabulut, 2021, p.1520)*

Systems that think like humans	Systems that think rationally
Exciting new efforts on thinking computers... literally mental machines (Haugeland, 1985)	Investigation of mental skills through the use of computational models (Charniak & McDermott, 1985)
Automation of activities associated with human thought such as decision making, problem solving, learning (Bellman, 1978)	Investigation of computations that enable perception, reasoning, and action (Winston, 1992)
Systems that act like humans	Systems that act rationally
The art of creating machines that perform functions that require intelligence when performed by humans (Kurzweil, 1990)	The use of computational intelligence to explain intelligent behaviors and study its design (Poole et al., 1998)
Study on how computers will do things that humans are currently better at (Rich and Knight, 1991)	AI is concerned with artificial intelligent behaviors (Nilsson, 1998)

Barraud (2019, p.22) states that to better understand this meta and mega revolution, which is seen as the source of many innovations in various fields, it is necessary to evaluate four cognitive efforts together:

1. Human perspective: It should be accepted that AI is a tool developed only by humans and for humans.
2. Technical perspective: Interest should be shown in the cycle and operation of technology.
3. Social, political, and economic perspective: Focus should be on the societal consequences of AI.
4. Scientific perspective: Researchers should be given a voice and listened to.

Studies and applications reveal that AI is in three different stages within itself (see Table 2. Kaplan and Haenlein, 2019, cited in Karabulut, 2021, p.1522):

1. Weak AI (Artificial Narrow Intelligence - ANI): The voice response systems used today, the applications in smartphones that tell stories, answer questions, and even make jokes, fall into this category. Weak AI, also known as Weak AI, is defined as systems designed to solve a single goal, operation, or problem (Jajal, 2018, cited in Karabulut, 2021, pp.1521-1522).
2. General AI (Artificial General Intelligence - AGI): Applications based on a machine learning by itself without human intervention and deep learning are in this class. The difference from the Weak AI generation is that it allows the machine to apply its knowledge and skills in different situations and contexts. This independent learning and problem-solving ability makes it closer to human intelligence compared to Weak AI (Davidson, 2019, cited in Karabulut, 2021, pp.1521-1522).

General AI equates computer intelligence and problem-solving capacity to that of humans. Steve Wozniak, one of the co-founders of Apple, has developed a test to compare general AI, which we are more familiar with due to its widespread use, with the concept of AI we know. In this experiment, called the "Coffee Test", a robot enters a home under normal standards and tries to prepare coffee. This also means that the robot can find all the tools it will need without help and solve the coffee-making processes on its own. If a system equipped with AI algorithms can successfully complete the mentioned process, this system also earns the title of being an example of general AI (<https://turkiye.ai/beneficial-agi-2019/>).

3. Regarding Super AI (Artificial Super Intelligence - ASI): The most advanced systems that are still in the assumption stage, thought to have a system more advanced than the smartest human brain, predicted that humans will not be needed at all, and have problem-solving ability are included in this class.

Philosopher Nick Bostrom from Oxford University defines Super AI as "any mind that greatly surpasses the cognitive performance of humans in almost all areas of interest" (Jajal, 2018, cited in Karabulut, 2021, pp.1521-1522).

Table 2

*Stages of Artificial Intelligence*

Weak Artificial Intelligence	General Artificial Intelligence	Super Artificial Intelligence
Weak - Below human level	Strong - At human level	Conscious / Self-aware, above human level
These are systems applied in specific areas.	These are systems applied in various areas.	These are systems applied in any area.
It has an autonomous structure and cannot solve problems outside the task given in programming.	It has an independent structure and can solve problems outside the task given in programming.	It can instantly solve problems outside the task given to it.
It performs equal to or better than humans.	It performs equal to or better than humans.	It surpasses humans in every field.

In light of this information, AI can benefit from and utilize cultural experiences. Another example of AI designing visual art products is The Painting Fool algorithm programmed by Simon Colton. The Painting Fool has a much more autonomous structure than AARON. Although the program does not physically apply paint to a canvas, it simulates many styles digitally (Mántaras, 2017, cited in Karabulut, 2021, p.1527). The Painting Fool only needs minimal guidance and can create its own concept online for source material. The program conducts its own web search on the subject and also performs this scan via social media networks. This approach is based on the idea of producing an artistic product that is meaningful for the masses, because while the software operates on the web, it benefits from the human experience of feeling and discussing (Colton et al., 2015, cited in Karabulut, 2021, p.1527). "Big data", described as "data sets that are too large to be analyzed and managed with traditional data processing tools" (Ohlhorst, 2013), is briefly described with five concepts we can call

5V: Volume, Velocity, Variety, Verification, and Value. With the increase in data sources and types of data, this definition can be expanded to include 7V concepts such as Volume, Velocity, Variety, Value, Veracity, Volatility, and Validity (Khan et al., 2014), and by adding Vulnerability, Variability, and Visualization, it can be expanded to include 10V concepts (Firican, 2017) (cited in Atalay and Çelik, 2017, pp.156-157). The point to remember here is that all these data are not only digital but also in many types such as photos, images, videos, sound, text, location (GPS) information, etc., and in various dimensions for each. Therefore, what is really important is to obtain meaningful and valuable information from this large, fast, and diverse data community. The term "Big Data Analysis" is used for the methods developed for this purpose (Atalay and Çelik, 2017, p.158).

## 1.2 Machine Translation

The origins of machine translation can be traced back to the 9th century, to the work of Al-Kindi, an Arabic cryptographer. This researcher developed techniques for systemic language translation, including cryptanalysis, frequency analysis, and probability and statistics, which are still used in machine translation today (Okyayuz: 2021, p.232)

Edmond Cary likened the modern world to a "giant translation machine" in the 1950s. This idea, which was used in the context of literary translation, seems to have also materialized in a technical context. Machine translation refers to the automatic translation of a source text prepared in a specific language into another language through various algorithmic software, without human intervention, via computers and their derivatives. The phrase "human intervention" in this definition refers to the fact that the translation is not done by a translator or a person competent to translate. However, it is important to emphasize that all kinds of infrastructure of machine translations are made by human hands. Okyayuz (2021, p.221) states that translation programs and applications make the translation faster, more consistent, more effective, shorter, more planned and regular, and facilitate quality control, regulate sustainable workload, enable the reuse of the translator's labor, allow structuring in translation projects, facilitate project management, and have other benefits.

If the content you want to translate is idiomatic by nature, machine translation infrastructures may not be able to adapt them to the culture of the languages you want to translate. For example, in a marketing context, if the advertisement target idiom is not suitable for perception and experience, it will not have the same effect and may even be completely ineffective. In addition, texts may contain local elements. For example, if the US market is targeted, measurements should be taken in units that convert centimeters to inches or convert the currency to dollars. Machine translation does not make these conversions and the result may be completely incomprehensible to your readers ([www.e-translation-agency.com](http://www.e-translation-agency.com)). Currently, machine translation studies are largely based on the neural machine translation approach. This new system, which emerged as a result of developments in AI technologies, has significantly improved the quality of translation by using deep learning algorithms. Because this method, which benefits from very large corpora containing millions of previously translated translation units, increases the performance of the system as the data input increases. In recent years, social media sites and cloud computing applications, which are used by more and more people, have made significant contributions to the increase in the amount of data on the internet and have improved the capabilities of deep learning algorithms (Aslan, 2019, p.115). While machine translation programs can translate some areas very well, they can produce meaningless and unusable results in some areas. Not every machine translation will give the same result, and not every machine translation program will give the same quality result in different texts. A professional who consistently translates (a technical translator, a special field translator) will be one step ahead of the "machine" in

this sense for now. The answer to the question "Are machine translation programs operating with AI more effective than human translators?" is "neither yes nor no" (Okyayuz, 2021, p.221).

### 1.2.1 Models in the Historical Development of Machine Translation

The historical development of machine translation can be examined under four headings (see Figure 2). Starting from the 1950s, rule-based machine translation was developed and used, followed by example-based machine translation in the 1980s and statistical machine translation models in the 1990s. From 2014 onwards, AI-based neural machine translation models have been developed and started to be used.

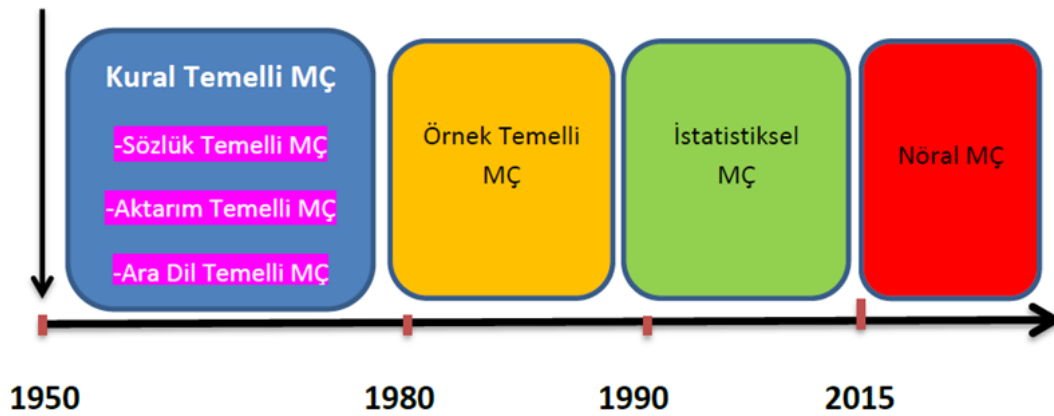


Figure 2. The Development of Machine Translation (Sepesy Maučec and Donaj, 2019, p.3)

#### 1.2.1.1 Rule-Based Models (Rule Based Machine Translation)

These models include word-based software. They are machine translation systems that use dictionaries and/or grammar rules prepared and programmed by humans to translate. These types of models are examined under three headings;

Dictionary-Based MT

Transfer-Based MT

Interlingua-Based MT

#### 1.2.1.2 Example-Based Model (Example Based Machine Translation)

Example-based MT is based on the idea of analogy. It relies on scanning similar examples of sentence pairs in source and target languages. Example-based MT is considered within a corpus-based approach because the examples are scanned from large bilingual corpus infrastructures. When considering the source sentence, sentences with similar sub-sentence components are extracted from the bilingual corpus source, and then these components-examples are used to form the complete translation of the sentence in the target language.

#### 1.2.1.3 Statistical Models (Statistical Machine Translation)

Statistical MT is based on the inclusion of statistical data in the programming process. Since this model is applied on large bilingual corpora, it is also part of corpus-based approaches. A statistical MT model does not require the processing of grammar rules. This model uses statistical models created



from the analysis of texts that are monolingual or bilingual. It is also called working data due to the data processed. The more working data is processed, the better and larger MT infrastructure can be created. Statistical MT systems are expensive infrastructures in terms of creation, acquisition, and storage costs. In statistical MT, if there is sufficient bilingual and/or monolingual data from any field, it can be easily adapted to a specific field.

#### **1.2.1.4 Neural Models (Neural Machine Translations-NMT)**

Today, new methods benefiting from AI technologies have emerged. A new method called neural machine translation provides a significant improvement in translation quality (Aslan, 2019, p.156).

Neural machine translation (NMT) is a relatively new phenomenon. Indeed, before NMT systems began to be used, machine translations used several structures described above. As research in the field of AI progressed, this application naturally entered the field of translation and is rapidly developing. These models use neural networks to obtain translations that more precisely reveal the meaning of a sentence and the differences between them, leveraging the power of AI. The neural model is also part of corpus-based approaches as it is applied on bilingual and multilingual corpora.

According to Okyayuz's (2021, p.236) statement, neural machine translation programs, as the name suggests, develop statistical models for translation using neural network models similar to the human brain. The main contribution of these software is to create a single system that can analyze both the source and target text and include a more advanced approach than other systems.

The function of the machine is intended to be similar to the functioning of the human brain, especially a child's brain learning a language. The child learns a language by hearing it from his environment and by detecting and discovering patterns. In the neural machine translation process, the machine will operate the same process to learn the language thanks to neural networks. This process is a self-learning method. This method also forms the basis of NMT (<https://www.sooyoos.com>)."

Neural Machine Translation (NMT) emerged following Statistical Machine Translation (SMT). In recent years, it has made rapid progress in the translation industry. NMT is a model based on deep learning that uses a large neural network based on vector representations of words. Compared to SMT, there is no separate language model, translation model, or re-ranking model, but a single sequence model that predicts a word each time. The prediction is conditioned on the source sentence and the sequence previously generated in the target language. Since neural networks share statistical evidence among similar words, the predictive power of NMT is more promising than SMT (Sepesy Maučec, M. and Donaj, G. 2019, p.5).

An artificial neural network consists of layers of artificial neurons. Layers are connected to each other with weights, known as parameters. The uniqueness of the neural network lies in its ability to automatically adjust its parameters during operation based on the generated output and the expected output, thus sending feedback to the motor. An artificial neural network with more than two layers is called a "deep neural network". Neural networks used for natural language processing have between 8 and 20 layers.

The machine translation that has the most input (or 'experience' from a human perspective) in a particular field or text type will naturally be the most useful program for a translator who will translate in that field or text type (Okyayuz, 2021, p.237)

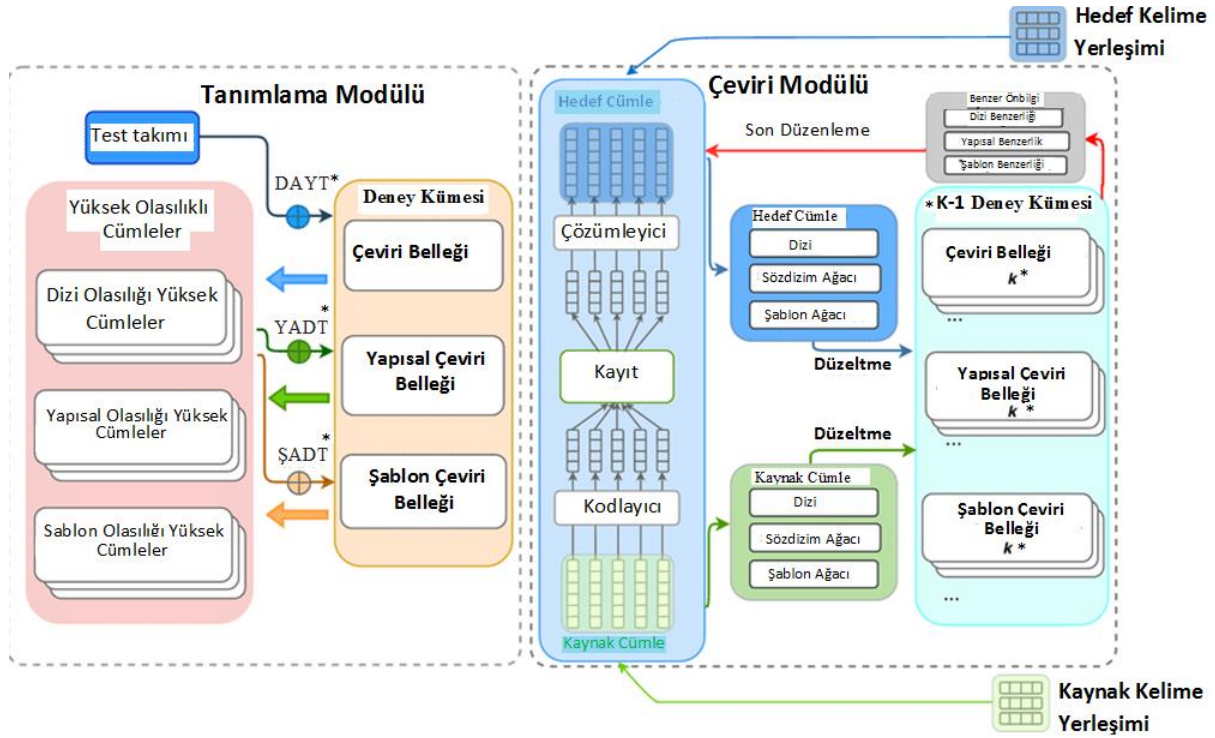


Figure 3. General Structure Draft View of NMT (Zhang et al., 2020)

The general structure of Neural Machine Translation (NMT) consists of two main components: the Identification Module (the dotted rectangle on the left) and the Translation Module (the dotted rectangle on the right). In the Identification Module, the yellow rectangle represents the representative view of the multi-dimensional translation memory methods of all training set sentences of the data sets. The blue, green, and yellow arrows represent different identification strategies that filter high-probability sentences at different levels of detail, and the pink rectangle contains sentences with high potential in sequence, structural, and template dimensions. Initially, each tested source sentence receives the translation memory using the IRIS (Index Reduction for Initial Selection) strategy. When the similarity score is higher than the IRIS gate value, it can be divided into different high-probability clusters (for example, [0.6, 0.7), [0.7, 0.8), etc.). Then, in each set of high sequence probability sentences, structural and template high-probability sentences continue to be identified separately using the SRIS (Structural Reduction for In-depth Selection) and TRIS (Template Reduction for In-depth Selection) strategies. In the Translation Module, the blue rectangle on the left represents a record-based NMT model, and the light blue rectangle on the right represents multi-dimensional translation memory methods consisting of cross-validation training sets. The green and blue rectangles in the middle represent examples of the source and target test sets (including corresponding translation hypotheses). This area takes the sequence, syntax, and template similarity scores as separate prior knowledge in the form of sequence, parsed tree, and template tree, respectively, into the system (sequence similarity, structural similarity, and template similarity contents). After the MOT\* (Maximum Likelihood Estimation) experiment of the NMT model, the three represented similarity features will be integrated with the NMT model by benefiting from the final editing method represented by the red arrow (online color figure) (Zhang et al. 2020).

The study has examined the extent to which the parameters related to the number of neighbors ( $k$ ), distance, and weight functions of the K-NN algorithm affect classification performance. It is crucial to select an appropriate value for  $k$ . As the value of  $k$  increases, smoother decision boundaries will form,

but the computational load will increase. Conversely, as the value of  $k$  decreases, K-NN will be more sensitive to noisy data, but it will operate faster. Distance functions should also be selected according to the distribution of the samples (Taşçı and Onan, 2016, p.4).

The machine translation process, as described by Okyayuz (2021, pp.237-238), is a complex structure, not consisting of sequential operations as exactly described. The process is generally outlined as follows:

The first stage is called the source text analysis stage.

The program first segments and recognizes words and sentences.

Then it performs word-level searches.

Morphological analysis of the source text is performed.

The source and target data dictionaries are scanned, followed by syntactic and semantic analysis.

In the transfer stage following this first stage, mapping is performed from the word level to the structure level, and transfer rules from the source to the target are applied.

In the synthesis stage, morphological production begins, and linearization is performed to produce the target text.

Please note that the exact process can vary depending on the specific machine translation model used.

### **1.3 Review - Editing**

To achieve better and more qualified results from AI-based translation products, the output generated by the machine is subsequently reviewed and enhanced by a translator. This process is referred to as revised machine translation or machine translation post-editing.

Computers can be seen as more effective because they can store more data, generally provide more consistent translations (e.g., consistently translating a source term throughout the text in the target language), and can perform translations faster than humans. However, when the concept of effectiveness is expanded to include quality elements, humans are naturally more effective in understanding and analyzing spoken and written language, and in interpreting the different meanings and complex structures within this language (Okyayuz, 2021, p. 221).

In cases where AI falls short, such as in the translation of synonymous or idiomatic expressions, emotions understood from context, or ambiguous sentences, it is necessary for an expert translator to perform post-editing and verify the translation. The richer and more detailed the source text, the higher the error rate of AI-based translation products.

Of course, an improvement in translation quality can be expected with post-editing. This need becomes even more pronounced in the field of technical translation. AI systems can be used to improve the quality of translations in post-editing. Large translation companies will set up or incorporate these systems into their operations to increase productivity and reduce the cost per word. Conversely, new, rare, or unseen content, as well as specialized fields such as literary translation and advertising adaptation, should remain under the protection of human translators.

The review and editing stage involves very important tasks for the translator. The translator should be able to identify and edit the areas that the machine translation cannot perceive, and should have the ability to recognize and interpret the subtle meanings that the machine translation cannot capture. An

explanation is also needed regarding the translator's qualifications. Bogenç Demirel (2021, p.93) expresses his thoughts on the qualifications that translators should have with the following statements:

- They should be aware of what is happening around them: The agenda, social conditions, relationships, etc. should be in the translator's frame of reference.
- They should be aware of their position in the field: In the field described by Bourdieu and Wacquant as a 'space of conflict and competition, analogous to a battlefield', the translator should be able to adapt to competitive conditions.
- They should keep their social/cultural baggage as full as possible: They should strive to hold strong cards that will keep their symbolic capital strong, in addition to their economic, social, and cultural capital, such as prefaces, awards, diplomas, certificates.
- They should not forget that they are assuming a translator identity along with their habitus: Habitus affects the translator's environment, cultural knowledge and accumulation, social environment, economic power, ideological perspective, and also affects the translation act, text selection, process, decisions made during and after the process, and is affected by these decisions.
- They should protect their *illusio* and act strategically in their struggle: For example, the translator may have the opportunity to choose a publisher that will provide material benefits and at the same time earn respect and contribute to their symbolic capital.
- An emergency plan should always be ready: It must have b, c, d plans against the dynamics it is involved in. For example, in the face of an unexpected request or intervention from the editor/publisher, a sudden glitch or change, because dynamics are moving mechanisms within the relationship of the translator, translation product, and production process.

#### **1.4 Artificial Intelligence-Based Translation Collaboration**

Today, Systran, which offers translation products and solutions on all kinds of platforms from desktop to corporate servers, provides real-time language solutions in areas such as intra-corporate collaboration, research, e-discovery, content management, online customer support, and e-commerce to help organizations improve their multilingual communication strategies and increase their productivity. Serving with more than 130 language combinations, Systran is also the first choice of global companies. Systran has managed to combine the opportunities offered by linguistic technology with statistical techniques by using the first hybrid machine translation robot in the market. In this approach, which is expressed as self-learning, the system allows users to train the software according to any specific field and the goals of the business to achieve higher quality translations (Aslan, 2019, p.72).

Ted (Technology, Entertainment, and Design) is an infrastructure developed for people and various organizations to hold their local events. The series of Ted conferences, which is formed by the first letters of the words "Technology", "Entertainment", and "Design", was first organized in 1984 and has been held regularly every year since 1990. Initially covering only the mentioned areas, the event has now transformed into conferences covering all topics. The license holder of Ted talks, which started with the motto "Ideas Worth Sharing", is also the owner of Amazon, Jeff Bezos. The organization apparently has no profit motive: "Spreading unique, different, valuable, rare ideas to the widest audiences". Ted Talks is a social sharing site established in this context. To become a speaker at Ted, a candidate form must be filled out. The form consists of two parts. One is the part that the nominator needs to fill out, and the other is the part that the nominee needs to fill out. If you want to be a

personal speaker candidate by saying "I have an idea worth sharing", the person applying individually should fill out both parts of the form. What you want to say must fit into 18 minutes. Because the time allocated for each speaker is limited to 18 minutes. Ted translators are volunteers who write the subtitles of Ted Talks to help spread knowledge, research, and great ideas across languages and borders. The idea of translating "Ted Talks" emerged upon incoming requests. When viewers from all over the world started asking if they could translate the ideas and impressive research they loved to share with their friends and families, and even some sent finished translations to the site, Ted, realizing the real need for accessibility, developed a system that allows volunteers to translate their favorite talks into any language. The Ted Translators program was created by 200 volunteer translators. It was launched in 2009 with 300 translations in 40 languages. Today, it has published more than 182,377 translations in 115 languages, created by over 39,000 volunteers whose numbers continue to increase. In 2012, the program was expanded to include the transcription and translation of TEDx Talks, the translation of Ted-Ed lessons, and the translation of content distributed by global partners that help grow Ted's global footprint.

Systran and Ted have collaborated to develop an AI-based translation infrastructure. Systran, an AI-based translation technology company, announced a new partnership with Ted in 2020 to create special neural translation models based on high-quality translations of Ted talks. Starting with ten languages, Systran will use Ted content to develop neural machine translation models for producing technical content in various fields. This partnership aims to further advance machine learning based on AI in the field of translation. This model; With AI-based translation learning, it is designed to meet the advanced translation needs of multinational companies, educational institutions, government agencies, and other organizations by ensuring the correct and fluent translation of scientific, commercial, and technical content in ten languages initially. The processed language data coming from Ted's large cache will allow Systran to further expand its neural translation models. With this step, Systran has taken an important step to develop Ted content and machine learning as a commercial product

## 2. RESULTS

Artificial Intelligence (AI), which appears in countless contents to make life easier, encompasses many technological fields. Predictive Analytics and Deep Learning emerge under the subheading of Machine Learning. We also see it in the network of Expert Systems. It also manifests itself in the Natural Language Processing process. It is used in speech systems that transfer from speech to text and from text to speech, as well as in the improvement process. In vision systems, AI is utilized in artificial vision and image detection. Moreover, robotic systems constitute one of the most significant areas of interest for AI.

The speed of information technologies, the need for communication, the increase in the internet and online information sharing have expanded the translation market, increasing the demand for instant and uninterrupted translation products along with the demand for translation. The change and development of market needs have enabled the development of machine translation software, especially the commercialization and proliferation of AI-based machine learning model work and infrastructures. Initially, the translation quality of the machine translation models used was not very sufficient, and they did not provide the desired results in terms of meaning. Over time, each model developed has become more efficient than the previous translation product. From rule-based models to example-based models, then to statistical models that can produce better translation products than the previous ones; a transition has been made to AI-based neural models, which have reached a further

point in terms of translation quality among others. Each has made a very important contribution to the field in its own context and time and has taken its place in the applied, technical, and theoretical dimension of translation studies. In neural machine translation, neural networks are used to obtain translations that more precisely reveal the meaning of a sentence and the differences between them by utilizing AI technology. The ability of these networks to process and analyze much more information than other models has paved the way for providing a more qualified translation product. The power of artificial neural networks and algorithmic software has made significant contributions to the development of AI-based translation infrastructures. In neural machine translation, the source element (sentence, text, etc.) loaded into the system is analyzed and divided into parts. After this diagnosis, the word is analyzed formally and structurally. It scans the texts recorded in its database. The semantic analysis process takes place with the help of algorithmic software and artificial neural networks. After the final editing, the translation product in the target language system is uploaded. At the end of the AI-based machine translation process, the quality of the translation product still needs to be monitored and controlled. In cases where AI falls short, it is verified by the final editing made by an expert translator.

Systran and Ted have recently partnered to provide a translation infrastructure that will enable more qualified translations for the purpose of using and developing the translation corpus of Ted talks to create AI-based neural translation models. The aim of this partnership is to further advance machine learning based on AI in the field of translation. With machine learning based on AI, it is aimed to meet the qualified and expert translation needs of multinational companies, educational institutions, government agencies, and other organizations by ensuring the accurate and fluent translation of various language pairs, scientific, commercial, and technical content.

Despite the significant developments in translation software and programming languages with the advancement of AI technology, it is a fact that even if it is AI-based, it has not been able to perceive and translate the source text at the same level as a real, expert translator so far. This is because the subtleties of language use are a structure and scientific field that can only be understood precisely by the human brain. However, it is among the predictions that as these problems are strengthened with software and corpus bases day by day, the translation product coming out of AI-based infrastructures can be realized with less erroneous analysis and transfers.

## REFERENCES

- Aslan, E. (2019). *Machine Translation*. Hiperyayın, Istanbul.
- Arslan, K. (2017). Artificial Intelligence and Applications in Education. *Western Anatolia Journal of Educational Sciences*, 11(1), 71-88.
- Atalay, M., & Çelik, E. (2017). Artificial Intelligence and Machine Learning Applications in Big Data Analysis. *Journal of Mehmet Akif Ersoy University Institute of Social Sciences*, 2, 155-172. <https://doi.org/10.20875/makusobed.309727>.
- Bahdanau, D., Cho, K., & Bengio, Y. (2014). Neural machine translation by jointly learning to align and translate. *Proceedings of ICLR*. <https://arxiv.org/pdf/1409.0473v1.pdf>
- Barraud, B. (2019). *The intelligence of artificial intelligence*. In B. Barraud (Ed.), *Artificial intelligence – In all its dimensions (hal-02327501v3)*. L'Harmattan.

- Bogenç Demirel, Z. E. (2021). Sociological Turn in Translation and Actors. In *Translator's Reference Book in the Context of Communication and Media* (3rd ed.). Presidency of Communication Publications, Istanbul.
- Bilir Ataseven, F. (2021). Localization. In *Translator's Reference Book in the Context of Communication and Media* (3rd ed.). Presidency of Communication Publications, Istanbul.
- Cary, E. (1956). *Translation in the modern world*. Librairie de l'Université, Geneva.
- Cho, K., van Merriënboer, B., Bahdanau, D., & Bengio, Y. (2014). On the properties of neural machine translation: Encoder–Decoder approaches. In *Eighth Workshop on Syntax, Semantics and Structure in Statistical Translation*. <https://arxiv.org/pdf/1409.1259.pdf>
- Karabulut, B. (2021). Creativity and the Future of Visual Design in the Context of Artificial Intelligence. *Electronic Journal of Social Sciences*, 20(79), 1517-1539.
- Okyayuz, A. Ş. (2021). Translation Technologies, Use of Technology in *Translation and Translation Projects*. In *Translator's Reference Book in the Context of Communication and Media* (3rd ed., pp. 212-256). Presidency of Communication Publications, Istanbul.
- Romero, M., Aloui, H., Heiser, L., Galindo, L., & Lepage, A. (2021). *A brief tour of resources, practices and actors in AI and education*. GTnum Scol\_ia. [https://www.researchgate.net/profile/Margarida-Romero/publication/350638066\\_Un\\_bref\\_parours\\_sur\\_les\\_ressources\\_pratiques\\_et\\_acteurs\\_e\\_n\\_IA\\_et\\_education\\_GTnum\\_Scol\\_ia/links/606b3ab892851c91b1a6b11e/Un-bref-parours-sur-les-ressources-pratiques-et-acteurs-en-IA-et-education-GTnum-Scol-ia.pdf](https://www.researchgate.net/profile/Margarida-Romero/publication/350638066_Un_bref_parours_sur_les_ressources_pratiques_et_acteurs_e_n_IA_et_education_GTnum_Scol_ia/links/606b3ab892851c91b1a6b11e/Un-bref-parours-sur-les-ressources-pratiques-et-acteurs-en-IA-et-education-GTnum-Scol-ia.pdf)
- Sepesy Maučec, M., & Donaj, G. (2019). *Machine Translation and the Evaluation of Its Quality*.
- Sutskever, I., Vinyals, O., & Le, Q. (2014). Anonymized. In *Anonymized*. <https://arxiv.org/pdf/1409.3215.pdf>
- Taşcı, A. E., & Onan, A. (2016). Examination of the Effect of K-Nearest Neighbor Algorithm Parameters on Classification Performance. *Academic Informatics*, Aydın, Turkey, 1-8. <https://ab.org.tr/ab16/bildiri/102.pdf>
- Zhang, T., Huang, H., Feng, C., & Wei, X. (2020). Similarity-aware neural machine translation: reducing human translator efforts by leveraging high-potential sentences with translation memory. *Neural Computing and Applications*, 32. [https://www.researchgate.net/figure/Overall-architecture-of-the-proposed-similarity-NMT-which-consists-of-two-components\\_fig2\\_341282602](https://www.researchgate.net/figure/Overall-architecture-of-the-proposed-similarity-NMT-which-consists-of-two-components_fig2_341282602)







Geliş Tarihi: 16.09.2023  
Kabul Tarihi: 18.11.2023

Düzeltilmiş Sürümün Ulaştığı Tarih: 10.11.2023  
Çevrimiçi Yayın Tarihi: 25.11.2023

Citation: Coşkun, O. (2023). New Compositions to Artificial Intelligence Text-to-Speech Conversion Systems.. *Turkophone*, 10(3), 277-292. <https://dx.doi.org/10.55246/turkophone.1391978>

## YAPAY ZEKÂNIN ÇEVİRİ UYGULAMALARINA YENİLİKÇİ YANSIMALARI<sup>1</sup>

Osman COŞKUN\*

### ÖZET

Yapay zekâ hayatımızın her alanını etkileyen yenilik ve girişimlerin en önemli teknolojisidir. Bu teknoloji özellikle makine öğrenmesinde, uzman sistemlerde, doğal dil işlemede, konuşma sistemlerinde, iyileştirme sürecinde, görme sistemlerinde ve robotik sistemlerde kullanılır. Teknolojik yenilikler, iletişim, bilgi paylaşımı gibi gelişmeler çeviri pazarını genişletmiştir. Bununla birlikte çeviriye olan talep artmıştır. Pazar ihtiyaçlarının değişimi ve gelişimi makine çevirisi yazılımlarının gelişmesini sağlamıştır. Son yıllarda bu amaca yönelik Yapay Zekâya dayalı Nöral Makine Çevirisi geliştirilmiştir. Nöral makine çevirisinde bir cümlenin anlamını ve aradaki farklılıkları daha iyi ortaya koymak için yapay zekâ ve nöral ağlar kullanılır. Yapay zekâ temelli Makine Çevirisi süreci sonunda yine de çeviri ürünün niteliğinin gözetim ve denetiminin yapılması gereklidir. Yapay zekânın eksik kaldığı durumda çeviri ürünü, uzman bir çevirmen eliyle en son düzenleme yapılarak doğrulanır. Systran ve Ted, yapay zekâ temelli nöral çeviri modelleri oluşturmak ve daha nitelikli çeviri yapmayı sağlayacak bir çeviri altyapısı kurmak üzere ortaklık kurmuşlardır. Bu ortaklıkla çeviri alanında yapay zekâya dayalı makine öğrenimini daha ileriye götürecek çalışmalar yapılması hedeflenmektedir. Bu çalışmada yapay zekânın çeviri alanına yenilikçi yansımaları teknolojik bağlamda ele alınmıştır. Yazılım ve derlem tabanlarıyla güçlendikçe yapay zekâ tabanlı çeviri ürününün daha az hatayla gerçekleşeceği öngörülebilir.

**Anahtar Kelimeler:** Yapay zekâ, çeviri, yenilik, teknoloji

<sup>1</sup> Bu çalışma 28-30 Haziran 2021 tarihlerinde Gazi Üniversitesince çevrim içi düzenlenen 1. Uluslararası Yabancı Diller Eğitimi Sempozyumu'nda (YABDİLSEM) sunulmuş « Çeviride Yapay Zekâ: Nöral Makine Çevirisinde Yeni Bir İşbirliği » başlıklı çalışmamızın genişletilmiş ve düzenlenmiş halidir.

\* 0000-0002-6803-3189, Doç. Dr., Marmara Üniversitesi, Türkiye, [ocoskun77@gmail.com](mailto:ocoskun77@gmail.com)

## 1. GİRİŞ

Çeviride Yapay Zekânın (YZ) gelişmesine olanak sağlayan teknolojik altyapılar sürekli gelişmekte ve yenilenmektedir. YZ çalışmalarının çeviribilim bağlamında çeşitli ürün kullanıcılarına gün geçtikçe daha tatmin edici sonuçlar vermesi bu alandaki çalışmaları ve işbirliklerini de hızlandırmıştır. Ataseven (2021, s.278) James S. Holmes'in "yeni bir sorun ya da sorunlar dizisiyle karşılaşıldığında komşu alanlardan araştırmacıların kendi alanlarında sorunlara yanıt veren paradigma ve modellerle sorunları çözme yarışına girdiklerini" aktarır. YZ alanındaki gelişmelerin çeviri alanına hızlıca uyarlanması bu bakışın bir sonucu olarak görülebilir. 17. yüzyılda ortaya atılan makine çevirisi kavramı İkinci Dünya Savaşı'ndan sonra hızla gelişerek, sonucunda ürün odaklı veriler elde edilmeye başlanmıştır.

Alan Turing, 1950 yılında "makinelere düşünebilir mi?" sorusuyla başladığı Computing Machinery and Intelligence adlı çalışmasında, bu sorunun cevabının "makine" ve "düşünme" terimlerinin tanımlanarak bulunamayacağını, onun yerine Imitation Game adını verdiği bir test ile tanımlanabileceğini ifade etmektedir. Bu test Turing testi olarak bilinir (akt. Karabulut, 2021, s.1519) ve bir makinenin düşünüp düşünemeyeceğine akılcı bir yanıt bulmaya odaklanmaktadır.

Çeviribilim alanında karşılık bulan çalışmalarda ilk önceleri kullanılan yapı, dil kurallarına dayalı sözdizimi, kelime bilgisi, dilbilgisi, anlambilim odaklı "kural tabanlı" çeviri programlarıdır. Elde edilen veriler çeviri kalitesi yönünden çok verimli değildir. Zira bir dil belirli kurallardan oluşsa da aykırı durumlar ve kullanıldığı bağlam anlamı şekillendirmede oldukça etkilidir. 1990'lardan itibaren, kural tabanlı çeviri yeni kullanılan sistemlerle "istatistiksel çeviriye" doğru kaymaya başlar. İstatistiksel çeviri programları 2000'li yıllarda gelişen tüm çevrimiçi çeviri uygulamalarına kaynaklık etti. YZ alanındaki çalışmalarla beraber "nöral makine çevirisi" temelli uygulamalar kullanılmaya başlanılır. 2015'ten itibaren ise bu modeller öne çıkmaya başlar ve nöral makine çevirisi (NMÇ) terimi YZ üzerine bilimsel bir makalede ilk kez 2014 yılında kullanılır.

Ilya Sutskever, Oriol Vinyals ve Quoc V. Le 2014 yılında yaptıkları "Sequence to Sequence Learning with Neural Networks" başlıklı çalışmalarında ilk kez "neural translation system" (nöral çeviri sistemi) terimini kullanmışlardır. Bu makalede Deep Neural Networks (Derin Sinir Ağları) bağlamında İngilizce'den Fransızca'ya çeviri görevinde, uzun-kısa süreli bellek tarafından üretilen çevirilerin aldığı çeviri kalite puanının hesaplanması ele alınmaktadır. Aynı yıl Kyunghyun Cho, Bart van Merriënboer, Dzmitry Bahdanau ve Yoshua Bengio'nun hazırladığı, "On the Properties of Neural Machine Translation: Encoder-Decoder Approaches" adlı makale yayımlanmış ve bu terim alanyazında nihai olarak yerini almıştır. Çalışmanın içeriğinde iki model kullanılarak nöral makine çevirisinin özellikleri analiz edilmeye çalışılmıştır. Yine aynı yıl Dzmitry Bahdanau, KyungHyun Cho ve Yoshua Bengio tarafından kaleme alınan, "Neural Machine Translation by Jointly Learning to Align and Translate" başlıklı yayından başka bir çalışmada da "neural machine translation" (nöral makine çevirisi) terimi kullanılmıştır. Bu makalenin içeriğine göz atacak olursak; sabit uzunlukta bir vektör kullanımının temel kodlayıcı-kod çözücü yapısının performansını iyileştirmede bir sorun olduğundan hareketle önerdikleri modelin, bir hedef kelimeyi tahmin etmede kaynak cümlelerin bölümlerini zorlanmadan otomatik olarak aramasına imkân verecek şekilde genişletmek önerilmektedir. Ayrıca bu yeni yaklaşımla, İngilizce'den Fransızca'ya çeviri görevinde mevcut son teknoloji ifade tabanlı sistemle karşılaştırılabilir bir çeviri performansı elde edildiğine vurgu yapılmaktadır.

Sinirsel makine çevirisi, tamamen sinir ağlarına dayalı istatistiksel makine çevirisine nispeten yeni bir yaklaşımdır. Sinirsel makine çeviri modelleri genellikle bir kodlayıcı ve bir kod çözücünden oluşur. Kodlayıcı, değişken uzunluklu bir giriş cümlesinden sabit uzunluklu bir gösterim çıkarır ve kod çözücü bu gösterimden doğru bir çeviri üretir (Cho vd, 2014).

Geleneksel istatistiksel makine çevirisinden farklı olarak, nöral makine çevirisi, çeviri performansını en üst düzeye çıkarmak için ortak ağlardan tek bir sinir ağı oluşturmayı amaçlamaktadır. Yakın zamanda nöral makine çevirisi için önerilen yapılar genellikle kodlayıcı-kod çözücü sınıfında yer almaktadır. Bu modeller kaynak cümleyi bir kod çözücünün ürettiği çeviriyi sabit uzunlukta bir vektöre kodlamaktadır (Bahdanau vd, 2014).

Okyayuz (2021, s.213), çevirmenliği meslek edinen kişi veya kurumsal yapıların çeviri teknolojilerinden haberdar olmaları ve bunları meslek hayatı içinde kullanmalarının bir gereklilik olduğunun altını çizerek, çeviri teknolojileri hakkında bilgi sahibi olmanın da yetmediğini; bu teknolojileri hızlı ve etkin şekilde kullanmayı deneyimleyerek öğrenmenin artık mesleğin bir parçası olduğunu vurgulamaktadır.

### 1.1 Yapay Zekâ Nedir?

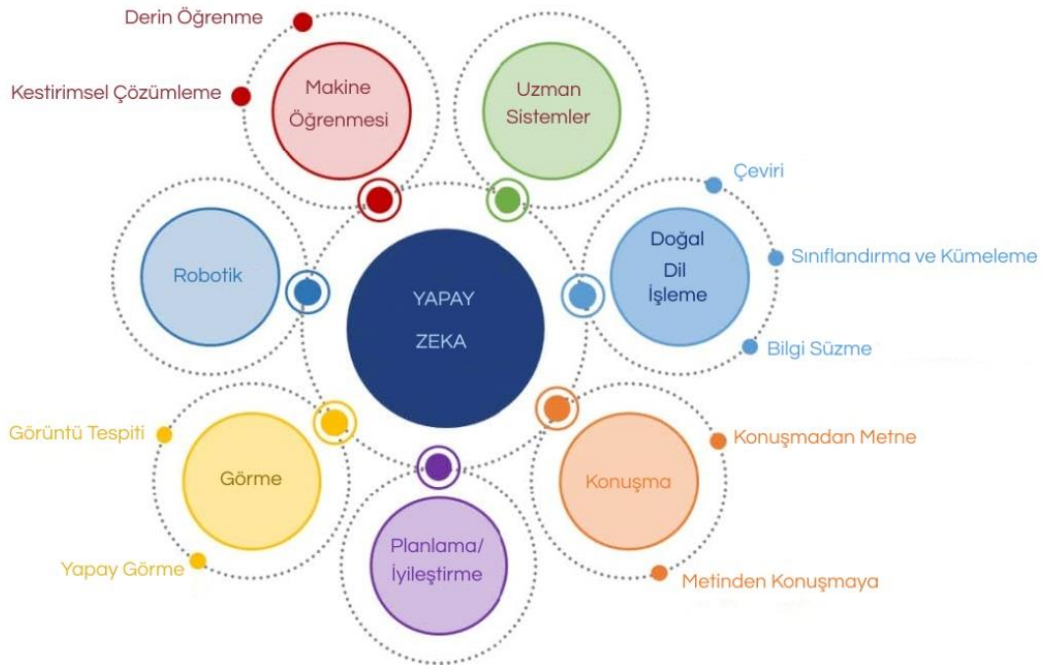
McCarthy (2004, akt. Arslan, 2017) YZ'yi, "insan benzeri zeki makineler, özellikle de zeki bilgisayar programları yapma bilimi ve mühendisliği" olarak ifade etmiştir. Buna göre; bir bilgisayarın akıl yürütme, problem çözme, anlam çıkarma ve genelleme gibi insansı davranışlar göstermesi yani üst seviye bilişsel becerileri kullanması YZ olarak tanımlanabilir.

Bilim ve teknoloji dünyasının hızla gelişmesiyle, iş, sosyal ve günlük hayatlarımıza sayısız teknolojik yenilik girmiştir. Bugün, YZ teknolojisi hayatımıza dokunarak en çok konuşulan ve tartışılan konu olmayı başarmıştır. İstihbarat ve analiz, bilgi yönetimi, görüntü tanıma, güvenli haberleşme gibi pek çok alanda YZ teknolojileri rol oynamaktadır (Bogenç Demirel, 2021, s.90).

Fransız düşünür Pierre Levy (2018), gelecekte YZ'nin otonomlaşması düşüncesine bir eleştiri olarak, bu düşünce olsa olsa "insanın farklı çağlarda farklı nesnelere araçsallaştırmasının bir tezahürü olarak yorumlanabilir," demektedir. Bir teknoloji teorisyeni olan Levy, YZ'nin gelecekte otonomlaşması düşüncesini homosapiensten bu yana insanoğlunun çeşitli nesnelere araçsallaştırmasından öte bir şey olmadığını ve asıl YZ'nin insanoğlunun zekâsı olduğunu ifade etmektedir. Bunun nedenini ise YZ'nin çeşitli verileri kaydetmesi durumu insanın yazının icadıyla birlikte başlayan ve kütüphane, telefon, telgraf, televizyon, bilgisayar ya da algoritmalar gibi araçlarla kaydetmeye başlamasıyla eş değer ve daha eski olmasından kaynaklanması olarak açıklamaktadır. Levy'nin açıklaması doğrultusunda, insanın icat ettiği YZ'nin, daha önce yine insanın icat ettiği araçlardan bir farkı olmadığını, asıl insan aklının nesilden nesile gelen bilgi dağarcığının çeşitli depolama alanları sayesinde cisimleşerek, YZ'ye dönüştüğünü ifade etmektedir (Karabulut, 2021, s.1534). Romero ve arkadaşları, YZ'nin dâhil olduğu yedi alanı alıntılar (bkz. Şekil 1). YZ genellikle bir robotla özdeşleştirilir, bununla beraber belirli gövdeye yüklü bir sistemdir. YZ, özellikle Google Translate veya Reverso'nun kullanıldığı bir alan olan Konuşma alanında olduğu gibi, birçok alana algoritmik bir biçimde müdahale eden bir dizi tekniktir (Romero vd. 2021, s.6). Günümüzde YZ teknolojisi birçok alanla ilişkilendirilmektedir (bkz. Şekil 1). Örneğin YZ, makine öğrenmesi alanında gelişim gösterir. Özellikle Kestirimsel Çözümleme ve Derin Öğrenme makine öğreniminde YZ'nin bir alt sistemi ve uygulamasıdır.

Uzman sistemler ağında da YZ ile karşılaşılır. Uzman sistemler insan uzmanlığı gerektiren problemleri çözmek için bilgisayar tarafından depolanan insan bilgisini kullanan bir sistemdir. Bu sistemler hem uzman olmayanlar tarafından problemlerin çözümü için kullanılır, hem de uzmanlar

tarafından bilgili yardımcıları olarak kullanılır. Bu yazılımların mantığı; bilgilerin bilgi tabanlarına depolanıp daha sonra problemlerle karşılaşıldığında bu bilgi tabanlarının üzerinde yapılan çıkarımlarla sonuçlara ulaşmaya çalışılması şeklindedir ([https://web.itu.edu.tr/~sonmez/lisans/es/uzman\\_sistemler\\_giris.pdf](https://web.itu.edu.tr/~sonmez/lisans/es/uzman_sistemler_giris.pdf)). Alt alan olarak Doğal Dil İşleme; sınıflandırma ve kümeleme, çeviri, bilgi süzme gibi uygulamalarda yaygın olarak YZ'yi kullanır. Başka bir YZ alt çalışma alanı olan konuşma sistemlerinde konuşmadan metne, metinden konuşmaya aktarım yapan uygulamalarda YZ kullanılır. Belirli bir durumu modelleyen matematik formülleri kullanarak mümkün olan en iyi çözümü bulmaya çalışan iyileştirme (optimizasyon) sürecinde YZ'den faydalanılır. Görme sistemlerinde yapay görme ve görüntü tespitinde YZ'den yararlanır. Ayrıca robotik alan YZ ile ilişkilendirilen bir diğer alt alandır.



Şekil 1. Yapay Zekâ Alanının Görünümü (Artic Consulting, 2018, akt. Romero vd. 2021:6)

Akın (2008, akt. Karabulut, 2021:1520), Russell ve Norvig'den (2010) iki tür sınıflama alıntılar (bkz.Tablo 1). Birincisi, *insan gibi düşünen sistemler*: insanın bellek, zihin vb. düşünsel mekanizmalarını modelleme yöntemiyle YZ sistemlerini geliştirmek hedefinde olanlar. *İnsan gibi davranan sistemler*: sıradan bir gözlemciye davranışları insandan farksız gelecek sistemlerin oluşturulması bu çalışmaların amacını oluşturmaktadır. İkincisi, *rasyonel düşünen sistemler*: bu yöntemde rasyonellik, verilen bir durum için en doğru şey olarak tanımlanabilir. Bu çalışmalar, insanların rasyonel olmadığı kararlarının duyguları tarafından olumsuz şekilde etkilendiği varsayımından yola çıkarak "Doğru düşünce nedir?" sorusuna yanıt ararlar. *Rasyonel davranan sistemler*: Herhangi bir durum karşısında enerji, bellek ve hesaplama kapasitelerine göre en doğru şeyi yapan sistemlerin oluşturulmasıdır.

Tablo. 1

*Stuart Russel ve Peter Norvig'e (2010, akt. Karabulut, 2021, s.1520) göre YZ Sınıflandırması*

İnsan gibi düşünen sistemler	Rasyonel düşünen sistemler
Düşünen bilgisayarlar konusundaki heyecan verici yeni çabalar... tam anlamıyla zihinsel makineler (Haugeland, 1985)	Hesaplama modellerinin kullanımı yoluyla zihinsel becerilerin incelenmesi (Charniak & McDermott, 1985)
İnsan düşüncesiyle ilişkilendirdiğimiz karar verme, problem çözme, öğrenme gibi aktivitelerin otomasyonu (Bellman, 1978)	Algılama, akıl yürütme ve hareket etmeyi mümkün kılan hesaplamaların incelenmesi (Winston, 1992)
İnsan gibi davranan sistemler	Rasyonel davranan sistemler
İnsanlar tarafından gerçekleştirildiğinde zekâ gerektiren işlevleri yerine getiren makineler yaratma sanatı (Kurzweil, 1990)	Hesaplama zekâ kullanımı akıllı davranışları açıklamak ve tasarımının incelenmesidir (Poole vd., 1998)
Şu anda insanların daha iyi olduğu şeyleri bilgisayarların nasıl yapacağına dair çalışma (Rich and Knight, 1991)	YZ yapay olan akıllı davranışlarla ilgilidir (Nilsson, 1998)

Barraud (2019, s.22) çeşitli alanlarda birçok yeniliğin kaynağı olarak görülen bu meta ve mega devrim YZ aklını, daha iyi anlamak için dört bilişsel çabayı birlikte değerlendirmek gerektiğini ifade eder;

1. İnsani bakış açısı: YZ'nin yalnızca insanlar tarafından ve insanlar için geliştirilmiş bir araç olduğu kabul edilmelidir.
2. Teknik bakış açısı: Teknolojinin döngüsüne ve işleyişine ilgi duyulmalıdır.
3. Sosyal, politik ve ekonomik bakış açısı: YZ'nin toplumsal sonuçlarına odaklanılmalıdır.
4. Bilimsel bakış açısı: Araştırmacılara söz vererek dinlenilmelidirler.

Çalışmalar ve uygulamaların sonucu YZ'nin kendi içerisinde 3 farklı evrede olduğunu ortaya koyar (bkz. Tablo 2. Kaplan ve Haenlein, 2019, akt. Karabulut, 2021, s.1522)

1. Zayıf YZ (*Artificial Narrow Intelligence - ANI*): Günümüzde kullanılan sesli yanıt sistemleri akıllı telefon uygulamalarındaki masal anlatan, sorulan sorulara cevap veren hatta şaka bile yapabilen uygulamalar bu sınıfa girer.

Zayıf YZ (Weak AI) olarak da bilinen zayıf YZ tek bir hedef, işlem ya da problemi çözmek için tasarlanmış sistemler olarak tanımlanmaktadır (Jajal, 2018, akt. Karabulut, 2021, s.1521-1522).

2. Genel YZ (*Artificial General Intelligence - AGI*): Bir makinenin insan etkisi olmaksızın kendi kendine öğrenmesi ve derin öğrenme (deep learning) tabanlı uygulamalar bu sınıftadır.

Zayıf YZ neslinden farkı ise, makinenin bilgi ve becerilerini farklı durum ve bağlamlarda uygulamasına izin vermesidir. Bu bağımsız öğrenme ve problem çözme becerisi Zayıf YZ'ye göre insan zekâsına daha yakın niteliklere sahip olmasına neden olmaktadır (Davidson, 2019, akt. Karabulut, 2021, s.1521-1522).

Genel YZ bilgisayar zekâsını ve iş halledebilme kapasitesini insanlarınkine eşit tutuyor. Apple'ın yardımcı kurucularından Steve Wozniak genel YZ'yle bizim adının yaygın kullanılmasından dolayı daha tanıdık olduğumuz YZ kavramını karşılaştırmak için bir test geliştirmiştir. "Coffee Test" olarak adlandırılan bu deneyde bir robot normal standartlarda bir eve giriyor ve kahve hazırlamayı deniyor. Bu aynı zamanda robotun ihtiyacı olacağı tüm gereçleri yardım almadan bulması ve kahve yapım süreçlerini kendince çözebilmesi demek. YZ algoritmalarıyla donatılmış bir sistem bahsedilen süreci başarıyla tamamlayabiliyorsa bu sistem aynı zamanda genel YZ'ye bir örnek olmanın unvanını kazanıyor (<https://turkiye.ai/beneficial-agi-2019/>).

3. Süper YZ ile ilgili (*Artificial Super Intelligence - ASI*): Henüz varsayım aşamasında olan, en akıllı insan beyninden daha ileri bir sisteme sahip olacağı düşünülen, insanlara hiç ihtiyaç duyulmayacağı öngörülen, problem çözme yeteneğine sahip en ileri sistemler bu sınıfa dâhil edilmektedir.

Oxford Üniversitesi'nden filozof Nick Bostrom Süper YZ'yi "hemen hemen tüm ilgi alanlarındaki insanların bilişsel performansını büyük ölçüde aşan herhangi bir akıllı" olarak tanımlamaktadır (Jajal, 2018, akt. Karabulut, 2021, s.1521-1522).

Tablo 2

*Yapay Zekânın Aşamaları*

Zayıf Yapay Zekâ	Genel Yapay Zekâ	Süper Yapay Zekâ
Zayıf – İnsan seviyesinin altında	Güçlü – İnsan seviyesinde	Bilinçli / Kendini tanıyan, insan seviyesinin üstünde
Spesifik alanlarda uygulanan sistemlerdir.	Çeşitli alanlarda uygulanan sistemlerdir.	Herhangi bir alana uygulanan sistemlerdir.
Otonom bir yapıdadır ve programlamada verilen görevin dışındaki sorunları çözemez.	Bağımsız bir yapıdadır ve programlamada verilen görevin dışındaki sorunları çözebilir.	Kendisine verilen görev dışındaki sorunları anında çözebilir.
Performans olarak insanlara eşit ya da daha iyi performans göstermektedir.	Performans olarak insanlara eşit ya da daha iyi performans göstermektedir.	Her alanda insanları geride bırakmaktadır.

Bu bilgiler ışığında, YZ kültürel deneyimlerden faydalanabilmekte ve bunları kullanabilmektedir. YZ'nin görsel sanat ürünleri tasarladığı bir başka örnekse Simon Colton'un programladığı The Painting Fool adlı algoritmadır. The Painting Fool, AARON'dan çok daha özerk bir yapıya sahiptir. Program fiziksel olarak tuval üzerine boya uygulamasa da, birçok stili dijital olarak simüle etmektedir (Mántaras, 2017, akt. Karabulut, 2021, s.1527). The Painting Fool, sadece asgari bir yönlendirmeye ihtiyaç duymakta ve kaynak materyal için web üzerinden çevrimiçi olarak kendi konseptini

oluşturabilmektedir. Program konuyla ilgili kendi web aramasını yapmakta ve sosyal medya ağları üzerinden de bu taramayı gerçekleştirmektedir. Bu yaklaşım kitleler için anlam ifade eden bir sanatsal ürün üretmesine izin vermesi fikrine dayanır, çünkü yazılım web üzerinden hareket ederken, hisseden ve tartışan insan deneyiminden faydalanmaktadır (Colton vd., 2015, akt. Karabulut, 2021, s.1527).

“Geleneksel veri işleme araçları ile analizi yapılamayan ve yönetilemeyecek kadar büyük miktardaki veri setleri” olarak tarif edilen (Ohlhorst, 2013) büyük veri, kısaca 5V diyebileceğimiz beş kavram ile betimlenmektedir: Volume (Hacim), Velocity (Hız), Variety (Çeşitlilik), Verification (Doğrulama) ve Value (Değer). Veri kaynakları ve veri çeşitlerindeki artış ile birlikte bu tanım; Volume, Velocity, Variety, Value, Veracity (Gerçeklik), Volatility (Oynaklık) ve Validity (Geçerlik) olmak üzere 7V (Khan vd., 2014), bunlara Vulnerability (Hassaslık), Variability (Değişkenlik) ve Visualization (Görselleştirme) ilave edilerek 10V (Firican, 2017) kavramlarını da kapsayacak şekilde genişletilebilir (akt. Atalay ve Çelik, 2017, s.156-157).

Burada unutulmaması gereken husus, tüm bu verilerin yalnızca dijital değil fotoğraf, resim, video, ses, metin, konum (GPS) bilgisi vs. gibi pek çok çeşitte ve her biri için çeşitli boyutlarda olmasıdır. Böyle olunca da asıl önemli olan, bu kadar büyük, hızlı ve çeşitli olan veri topluluğundan anlamlı ve değerli olan bilgiyi elde etmektir. Bu amaçla geliştirilen yöntemler için “Big Data Analysis-Büyük Veri Analizi” tabiri kullanılmaktadır (Atalay ve Çelik, 2017, s.158).

## 1.2 Makine Çevirisi

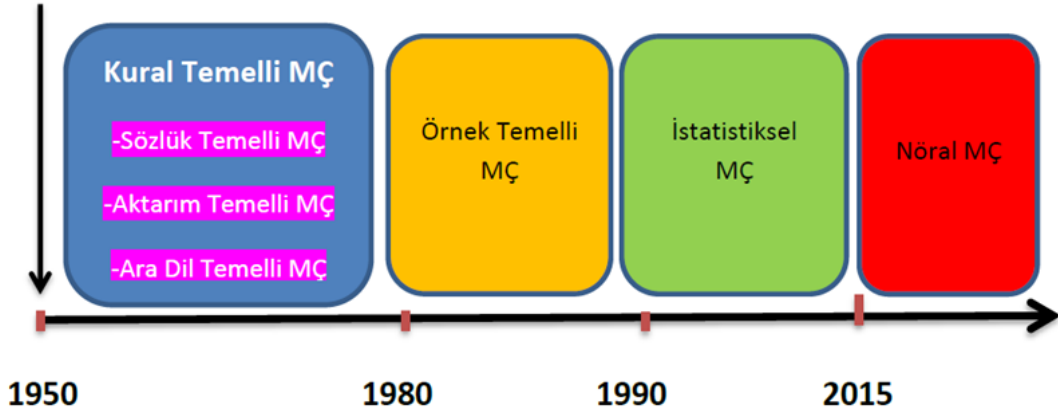
Makine çevirisinin kökeni 9. yüzyılda Arap bir kriptograf olan Al-Kindi'nin çalışmalarına dayanır. Sözkonusu araştırmacı, günümüzde hâlâ makine çevirisinde kullanılan kriptanalizi, sıklık çözümlemesini, olasılık ve istatistiği kullanarak diller arası sistemik çeviri için teknikler geliştirmiştir (Okyayuz: 2021, s.232). Edmond Cary 50'lerdeki bir ifadesinde “modern dünyayı koca bir çeviri makinası”na benzeter. O zamanlar edebî çeviride yorumlama bağlamında kullanılan bu düşünce teknik bağlamda da gerçekleşmiş görünmektedir. Makine çevirisi, belirli bir dilde hazırlanmış bir kaynak metnin çeşitli algoritmik yazılımlar sayesinde insan müdahalesi olmaksızın başka bir dile bilgisayar ve türevleri aracılığıyla otomatik olarak çevrilmesidir. Bu tanımda geçen “insan müdahalesi” ifadesi çevirinin bir çevirmen veya çeviri yapmaya yetkin bir insan eli ile yapılmayıdır. Zira makine çevirilerinin her türlü altyapısının insan eliyle yapıldığını vurgulamak gerekir. Okyayuz (2021, s.221), çeviri programları ve uygulamalarının çevirinin daha hızlı, daha tutarlı, daha etkin, daha kısa sürede, daha planlı ve düzenli olmasını sağladığını belirterek bu program ve uygulamaların kalite kontrolünü kolaylaştırdığını, sürdürülebilir iş yükünü düzenlediğini, çevirmenin emeğini yeniden kullanmasını sağlayabildiğini, çeviri projelerinde yapılandırma yapmaya olanak sağladığını, proje yönetimini kolaylaştırdığını ve başka yararlarının da olduğunu belirtmektedir.

Çevirmek istediğiniz içerik doğası gereği ekinsele ise, makine çeviri altyapıları bunları çevirmek istediğiniz dillerin kültürüne uyarlayamayabilir. Örneğin, bir pazarlama bağlamında, reklam hedef ekinin algı ve yaşantısına uygun değilse, aynı etkiye sahip olmaz hatta tamamen etkisiz bile kalabilmektedir. Bununla birlikte metinler yerel öğeler içerebilir. Örneğin, ABD pazarı hedefleniyorsa, santimetreyi inç cinsinden ölçen veya avroyu dolara dönüştürülmesi gereken para birimi cinsinden ölçümler alınmalıdır. Makine çevirisi bu dönüştürmeleri yapmaz ve sonuç okuyucularınız için tamamen anlaşılmasız olabilir (www.e-translation-agency.com). Hâlihazırda makine çevirisi çalışmaları büyük ölçüde nöral makine çevirisi yaklaşımı temelinde devam etmektedir. YZ teknolojilerindeki gelişmelerin bir sonucu olarak ortaya çıkan bu yeni sistem, derin öğrenme (deep learning) algoritmalarını kullanarak çeviri kalitesini epeyce geliştirmiştir. Zira daha önce çevirisi yapılmış milyonlarca çeviri birimini içeren çok geniş derlemelerden yararlanan bu yöntemde veri girişi arttıkça

sistemin performansı da artmaktadır. Son yıllarda gittikçe daha fazla insan tarafından kullanılan sosyal medya siteleri ve bulut bilişim uygulamaları internetteki veri miktarının artmasına önemli katkılarda bulunmuş ve Derin öğrenme algoritmalarının yeteneklerini geliştirmişlerdir (Aslan, 2019, s.115). Makine çevirisi programları kimi alanı çok iyi çevirebilirken kimi alanda da anlamsız ve kullanılmayacak sonuçlar vermektedir. Her makine çevirisi aynı sonucu vermediği gibi, her makine çevirisi programı farklı metinlerde de aynı kalitede sonuç vermeyecektir. Tutarlı kalitede çeviri yapan bir profesyonel (bir teknik çevirmen, özel alan çevirmeni) bu anlamda şimdilik “makineden” bir adım önde olacaktır. “YZ ile işleyen makine çevirisi programları insan çevirmenden daha etkin midir?” sorusunun cevabı ise “ne evet ne hayır”dır (Okyayuz, 2021, s.221).

### 1.2.1 Makine Çevirisi Tarihsel Gelişiminde Modeller

Tarihi seyri içinde makine çevirisi dört başlıkta incelenebilir (bkz. Şekil 2). 1950’lerden başlayarak kural temelli makine çevirisi, 1980’lerde örnek temelli makine çevirisi 1990’larda istatistiksel makine çevirisi modelleri geliştirilip kullanılmıştır. 2014 yılından itibaren YZ temelli nöral makine çevirisi modeli geliştirilmeye ve kullanılmaya başlanmıştır.



Şekil 2. Makine Çevirisinin Gelişimi (Sepesy Maučec ve Donaj, 2019, s.3)

#### 1.2.1.1 Kural Temelli Modeller (Rule Based Machine Translation)

Bu tür modeller kelime tabanlı yazılımları içermektedir. Çeviri yapmak için sözlüklerden ve / veya insanlar tarafından hazırlanıp programlanan dilbilgisi kurallarını kullanan makine çevirisi sistemleridir. Bu tür modeller üç başlıkta incelenmektedir;

-Sözlük Temelli MÇ

-Aktarım Temelli MÇ

-Ara dil Temelli MÇ

#### 1.2.1.2 Örnek Temelli Model (Example Based Machine Translation)

Örnek temelli MÇ, analogi fikrinden hareket etmektedir. Kaynak ve hedef dillerdeki cümle çiftlerinin benzer örneklerinin taranmasına dayanmaktadır. Örnek tabanlı MÇ, derlem temelli bir yaklaşım içinde ele alınmaktadır. Çünkü örnekler büyük iki dilli derlem altyapılarından taranmaktadır. Kaynak cümle göz önüne alındığında, benzer alt-cümle bileşenlerine sahip cümleler iki dilli derlem kaynağından



çıkarılır ve daha sonra hedef dilde cümlelerin tam çevirisini oluşturmak üzere bu bileşenler-örnekler kullanılmaktadır.

### 1.2.1.3 İstatistiksel Modeller (Statistical Machine Translation)

İstatistiksel MÇ, istatistiksel verilerin programlama sürecine katılmasına dayanmaktadır. Bu model büyük iki dilli derlem üzerinde uygulandığından, aynı zamanda derlem tabanlı yaklaşımların içinde de yer almaktadır. İstatistiksel bir MÇ modeli, dil bilgisi kurallarının işlenmesini gerektirmemektedir. Bu model, tek dilli veya iki dilli olan metinlerin analizinden oluşturulan istatistiksel modelleri kullanılmaktadır. Üzerinde işlem yapılan verilerden dolayı ayrıca çalışma verileri olarak da adlandırılmaktadır. Ne kadar çok çalışma verisi işlenmişse, daha iyi ve daha büyük MÇ altyapısı oluşturulabilir. İstatistiksel MÇ sistemleri oluşturma, elde etme ve depolanma maliyeti açısından pahalı altyapılardır. İstatistiksel MÇ’de, herhangi bir alandan yeterli iki dilli ve / veya tek dilli veri mevcutsa, belirli bir alana kolayca uyarlanabilmektedir.

### 1.2.1.4 Nöral Modeller (Neural Machine Translations-NMT)

Günümüzde YZ teknolojilerinden yararlanan yeni yöntemler ortaya çıkmıştır. Nöral makine çevirisi olarak adlandırılan yeni bir yöntem, çeviri kalitesinde dikkate değer bir iyileşme sağlamaktadır (Aslan, 2019, s.156).

Nöral makine çevirisi (NMÇ) diğerlerine nispeten yeni bir olgudur. Gerçekten de, NMÇ sistemleri kullanılmaya başlamadan önce, makine çevirileri yukarıda açıklanan birkaç yapıyı kullanılmaktaydı. YZ alanındaki araştırmalar ilerledikçe, bu uygulama çeviri alanına doğal olarak girmiş ve gelişimini hızla sürdürmektedir. Bu modeller YZ’nin gücünden yararlanarak bir cümlelerin anlamını ve aradaki farklılıkları daha kesin bir şekilde ortaya koyan çeviriler elde etmek için nöral ağları kullanılmaktadırlar. Nöral model iki dilli ve çok dilli derlem üzerinde uygulandığından derlem tabanlı yaklaşımların içinde de yer alır.

Okyayuz’un (2021, s.236) ifadesine göre, nöral makine çevirisi programları, adından da anlaşılacağı üzere, insan beynine benzer nöral ağ modellerini kullanarak çeviri yapmak için istatistiksel modeller geliştirir. Bu yazılımların başlıca getirisi hem kaynak hem de erek metni çözümleyebilecek tek bir sistem oluşturmaları ve diğer sistemlerden daha gelişmiş bir yaklaşımı içermesidir.

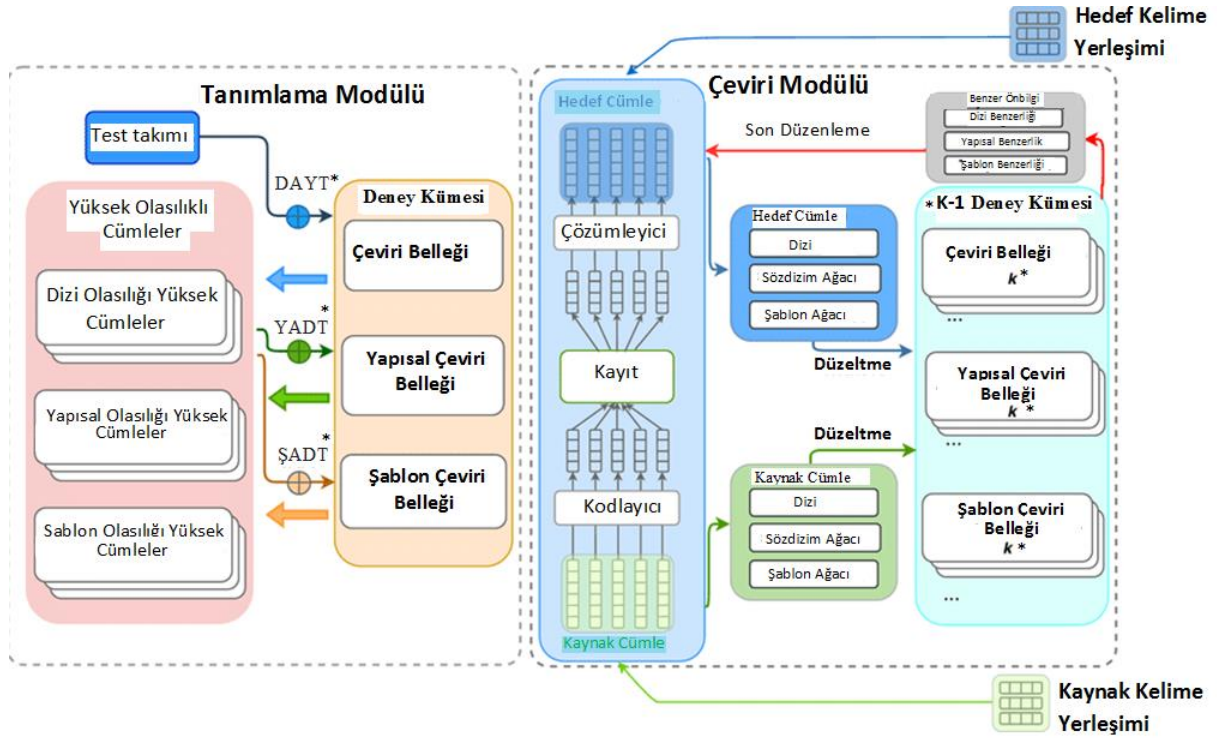
Makinenin işlevinin insan beyninin işleyişine ve özellikle dil öğrenen bir çocuğun beyni ile benzer olması amaçlanmıştır. Çocuk bir dili çevresinden işiterek ve kalıpları tespit ederek, keşfederek öğrenir. Nöral makine çeviri sürecinde de makine sinir ağları sayesinde dil öğrenmek için aynı süreci işletecektir. Bu süreç kendi kendine öğrenme yöntemidir. Bu yöntem de NMT’nin temelini oluşturmaktadır (<https://www.sooyoos.com>).

Nöral MÇ, istatistiksel MÇ’nin ardından ortaya çıkmıştır. Son yıllarda ise çeviri sektöründe hızlı bir ilerleme kaydetmiştir. Nöral MÇ, kelimelerin vektörel temsillerine dayalı büyük bir nöral ağ kullanan derin öğrenmeye dayalı bir modeldir. İstatistiksel MÇ ile karşılaştırıldığında, ayrı bir dil modeli, çeviri modeli veya yeniden sıralama modeli yoktur, ancak her seferinde bir kelimeyi tahmin eden tek bir dizi modeli vardır. Tahmin, kaynak cümleye ve hedef dilde önceden üretilmiş diziye göre koşullanır. Nöral ağlar benzer kelimeler arasında istatistiksel kanıtlar paylaştığından, Nöral MÇ’nin tahmin gücü istatistiksel MÇ’ye göre daha umut vericidir ( Sepesy Maučec, M. ve Donaj, G. 2019, s.5).

- Bir yapay sinir ağı yapay nöron katmanlarından meydana gelir.
- Katmanlar parametre olarak bilinen ağırlıklarla birbirine bağlanır.

- Sinir ağı, üretilen çıktıya ve beklenen çıktıya göre motora geri bildirim göndererek çalışma aşamasında parametrelerini otomatik olarak düzeltebilmesi bakımından benzersizdir.
- İkinden fazla katmanı olan yapay sinir ağına “derin sinir ağı” denir.
- Doğal dil işleme için kullanılan sinir ağları 8 ile 20 katmana sahiptir.

Belli bir alanda veya metin türünde en fazla girdi (insan açısından ‘deneyim’) sahibi olan makine çevirisi doğal olarak o alanda veya metin türünde çeviri yapacak olan çevirmenin işine en fazla yarayan program olacaktır (Okyayuz, 2021, s.237).



Şekil 3. NMC Genel Yapı Taslak Görünüşü (Zhang vd., 2020)

Nöral Makine Çevirisinin (NMC) genel yapısı Tanımlama Modülü (soldaki naktalı dikdörtgen) ve Çeviri Modülü (sağdaki naktalı dikdörtgen) olmak üzere iki temel bileşenden oluşmaktadır. Tanımlama modülünde, sarı dikdörtgen, veri kümelerinin tüm eğitim seti cümlelerinin olduğu çok boyutlu çeviri belleği yöntemlerinin temsili görünüşünü oluşturmaktadır. Mavi, yeşil ve sarı oklar, farklı ayrıntı düzeylerinde yüksek olasılıklı cümleleri eleyen farklı tanımlama stratejilerini temsil eder ve pembe dikdörtgen, yüksek potansiyelli dize, yapısal ve şablon boyutları cümleleri içerir. Mavi, yeşil ve sarı oklar, farklı tanımlama stratejilerini temsil edip, farklı ayrıntı düzeylerine göre yüksek olasılıklı cümleleri ayırıştırır ve pembe dikdörtgen, dizi olasılığı yüksek cümleler, yapısal olasılığı yüksek cümleler ile şablon olasılığı yüksek cümleleri içermektedir. İlk olarak, test edilen her kaynak cümle, DAYT (Dizin Azaltımlı Yüzeysel Tanımlama) stratejisini kullanarak çeviri belleğini almaktadır. Benzerlik puanı DAYT aralığından yani;

```
SACIgate\documentclass[12pt]{minimal} \usepackage{amsmath} \usepackage{wasysym}
\usepackage{amsfonts} \usepackage{amssymb} \usepackage{amsbsy} \usepackage{mathrsfs}
\usepackage{upgreek} \setlength{\oddsidemargin}{-69pt}
```

$\backslash\begin{document}\$\mathrm{gate}\$\end{document}$ , değerinden daha yüksek olduğunda, farklı yüksek olasılıklı kümeler bölünebilir (örneğin, [0.6, 0.7), [0.7, 0.8), vb.). Ardından, her bir dizi olasılığı yüksek cümleler kümesinde, YADT (Yapısal Azaltımlı Detaylı Tanımlama) ve ŞADT (Şablon Azaltımlı Detaylı Tanımlama) stratejilerini ayrı ayrı kullanarak yapısal ve şablon olasılığı yüksek cümleler belirlenmeye devam edilir. Çeviri modülünde, soldaki mavi dikdörtgen kayıt temelli bir NMÇ modelini, sağdaki açık mavi dikdörtgen ise çapraz doğrulama eğitim setlerinden oluşan çok boyutlu çeviri belleği yöntemlerini temsil etmektedir. Ortadaki yeşil ve mavi dikdörtgenler, kaynak ve hedef deney kümesi (karşılık gelen çeviri hipotezleri de dâhil olmak üzere) örneklerini temsil etmektedir. Bu alan, dize, sözdizimi ve şablon benzerlik puanlarını ayrı ayrı dize, ayrıştırılmış ağaç ve şablon ağacı biçiminde benzer ön bilgi olarak almaya karşılık gelen çeviri belleği yöntemlerini (dizi benzerliği, yapısal benzerlik ve şablon benzerliği içerikleri) dizgeye almaktadır. NMÇ modelinin MOT\* (Maksimum Olasılık Tahmini) deneyinden sonra, temsil edilen üç benzerlik özelliği, kırmızı okla temsil edilen son düzenleme yönteminden yararlanarak NMÇ modeliyle bütünleşecektir (çevrimiçi renkli şekil) (Zhang vd. 2020).

\*K: K-NN algoritmasının komşu sayısı (k) K-NN algoritması, en temel örnek tabanlı öğrenme algoritmaları arasında yer almaktadır. Örnek tabanlı öğrenme algoritmalarında, öğrenme işlemi eğitim setinde tutulan verilere dayalı olarak gerçekleştirilmektedir. Yeni karşılaşılan bir örnek, eğitim setinde yer alan örnekler ile arasındaki benzerliğe göre sınıflandırılmaktadır (Taşçı ve Onan, 2016:2)

\*DAYT (Dizin Azaltımlı Yüzeysel Tanımlama/ SACI -String Attenuation Coarse Identification)

\*YADT (Yapısal Azaltımlı Detaylı Tanımlama/ SAFI -Structural Attenuation Fine Identification)

\*ŞADT (Şablon Azaltımlı Detaylı Tanımlama/ TAFI -Template Attenuation Fine Identification)

\*MOT (Maksimum Olasılık Tahmini / MLE- Maximum Likelihood Estimation)

K-NN algoritmasının komşu sayısı (k), uzaklık ve ağırlık fonksiyonlarına ilişkin parametrelerinin, sınıflandırma performansını ne ölçüde etkilediği incelenmiştir. k değerinin uygun değerinde seçilmesi oldukça önem taşımaktadır. k değeri büyüdükçe daha düzgün karar sınırları oluşmasına karşın hesaplama yükü artacak, k değeri küçüldükçe ise K-NN gürültülü veriye daha hassas olacak buna karşın hızlı çalışacaktır. Uzaklık fonksiyonları da örneklerin dağılımına uygun olarak seçilmelidir (Taşçı ve Onan, 2016, s.4).

Karmaşık yapıda, tam da anlatıldığı gibi ardışık işlemlerden oluşmayan bir süreç olarak ifade ettiği Makine çevirisi süreci modelini Okyayuz (2021, s.237-238); bu süreci genel hatlarıyla aşağıdaki gibi betimlemektedir:

- İlk aşamaya kaynak metni çözümleme aşaması denir.
- Program ilk önce sözcük ve cümleleri bölümler ve tanıır.
- Sonra sözcük düzeyinde arama yapar.
- Kaynak metnin biçimbilgisel çözümlemesi gerçekleşir.
- Kaynak ve erek veri sözlüğü taranır, bunu sözdizimsel ve anlamsal çözümleme takip eder.
- Bu ilk aşamayı takip eden aktarım aşamasında yine sözcük düzeyinden yapı düzeyine kadar eşleme yapılarak kaynaktan ereği aktarım kuralları uygulanır.
- Sentezleme aşamasında ise biçimbilgisel üretim başlar ve devamında erek metni üretmek için çizgiselleşme gerçekleşir ve erek metin oluşturulur.

### 1.3 Gözden Geçirme – Düzenleme

YZ tabanlı çeviri ürünlerinden daha iyi ve nitelikli sonuç elde etmek için makinenin oluşturduğu ürün daha sonra bir çevirmen tarafından geliştirilmesi ve iyileştirilmesi için gözden geçirilir. Bu işlem gözden geçirilmiş makine çevirisi veya son düzenlemeli makine çevirisi (machine translation postediting) olarak adlandırılır.

Bilgisayarlar insanlara göre daha fazla veriyi hafızada depolayabildikleri, genelde daha tutarlı (örn. bir kaynak terimi metin boyunca aynı şekilde erek dilde karşılayarak) ve kısıtlı çeviri yapabildikleri ve daha hızlı olabildikleri için daha etkin olarak görülebilirler. Ancak, etkinlik anlayışı kalite unsurlarını kapsayacak şekilde genişletildiğinde, insan beyninin bir ürünü olan sözlü ve yazılı dili kavramakta ve bu dil içindeki değişik anlamları ve karmaşık yapıları çözümlenmekte doğal olarak insan daha etkindir (Okuyuz, 2021, s. 221).

Yan anlamlı veya deyimsele ifadelerin, bağlamdan anlaşılan duyguların veya belirsiz cümlelerin çevirisinde ise YZ'nin eksik kaldığı durumda uzman bir çevirmen tarafından son düzenleme (post-editing) yapılarak doğrulanması gerekir. Kaynak metin ne kadar zengin ve ayrıntılı olursa, YZ tabanlı çeviri ürünlerinin hata yapma oranı da o kadar artar.

Elbette son düzenleme ile çevirilerin kalitesinde bir artış beklenebilir. Teknik çeviri alanında bu ihtiyaç daha da belirgin hale gelmektedir. Son düzenlemede daha kaliteli çeviriler elde edebilmek için YZ sistemlerini geliştirmek için kullanılabilir. Büyük çeviri şirketleri, kelime başına maliyeti azaltarak üretkenliklerini artırmak amacıyla sistemleri şirket içinde kuracak veya operasyonlarına dâhil edecektir. Buna karşılık, edebi çeviri ve reklam uyarlaması gibi uzmanlık alanlarının yanı sıra yeni, nadir veya görülmeyen her şey insan çevirmenlerin korumasında kalmalıdır.

Gözden geçirme ve düzenleme evresinde çevirmene çok önemli görev düşmektedir. Çevirmen, makine çevirisinin algılayamadığı yerleri belirleyip düzenleyebilecek, makine çevirisinin yükleyemediği ince anlamı farkedip yorumlayacak yeterliliğe sahip olmalıdır. Çevirmenin bu yeterlikleriyle ilgili de bir açıklama yapmak gerekir. Bogenç Demirel (2021, s.93), çevirmenlerin sahip olması gereken yeterliliklerle ilgili düşüncelerini aşağıdaki açıklamalarla belirtmektedir:

- Etrafında olup bitenin farkında olmalıdır: Gündem, toplumsal koşullar, ilişkiler vb. çevirmenin kadrajında olmalıdır.
- Alandaki konumunun farkında olmalıdır: Bourdieu ve Wacquant'ın "Bir çatışma ve rekabet mekânı, bu bir savaş alanı analogisi" şeklinde tanımladığı alanda çevirmen, rekabet koşullarına ayak uydurabilmelidir.
- Sosyal/kültürel bagajını olabildiğince dolu tutmalıdır: Ekonomik, sosyal ve kültürel sermayesinin yanında önsöz, ödül, diploma, sertifika gibi simgesel sermayesini de güçlü tutacak kozları elinde bulundurmaya özen göstermelidir.
- Habitusuyla birlikte bir çevirmen kimliğine büründüğünü unutmamalıdır: Habitus, çevirmenin yaşadığı ortam, kültürel bilgi ve birikimi, sosyal çevresi, ekonomik gücü, ideolojik bakış açısı gibi özellikleri ve ayrıca çeviri edimini, metin seçimini, sürecini, süreçte ve sonrasında aldığı kararları etkiler ve bu kararlardan etkilenir.
- Illusio'sunu korumalı ve mücadelesinde stratejik davranmalıdır: Örneğin, maddi olarak çıkar sağlayıp aynı zamanda kendisine saygınlık kazandıracak ve simgesel sermayesine katkı sağlayacak yayınevini seçmek çevirmenin elinde olabilir.

- Acil durum planı her zaman hazır bulunmalıdır: İçinde bulunduğu dinamiklerin hareketlerine karşı elinde mutlaka b, c, d planları olmalıdır. Örneğin, editörün/yaynevinin gündemde olmayan bir isteği ya da müdahalesi, ani gelişen bir aksaklık ya da değişiklik durumları karşısında çünkü dinamikler çevirmen, çeviri ürün ve üretim süreci ilişkiselliği içinde hareketli mekanizmalardır

#### 1.4 Yapay Zekâ Temelli Çeviri İş Birliği

Günümüzde masaüstünden kurumsal sunuculara kadar her tür platformda kullanılarak çeviri ürünleri ve çözümleri sunan Systran, kurumların çok dilli iletişim stratejilerini geliştirmelerine, verimliliklerini artırmalarına yardım etmek için kurum içi işbirliği, araştırma, e-keşif, içerik yönetimi, çevrimiçi müşteri desteği ve e-ticaret gibi konularda gerçek zamanlı dil çözümleri sunmaktadır. 130'dan fazla dil kombinasyonu ile hizmet veren Systran, küresel şirketlerin de ilk tercihlerindedir. Systran, pazardaki ilk karma (hybrid) makine çeviri robotunu kullanarak dilbilimsel teknolojinin sunduğu olanakları istatistiksel tekniklerle bir araya getirmeyi başarmıştır. Kendi kendine öğrenme olarak ifade edilen bu yaklaşımda sistem, daha kaliteli çeviriler elde etmek için kullanıcılarının yazılımı herhangi özel bir alana ve işletmenin hedeflerine göre eğitmelerine olanak sağlamaktadır (Aslan, 2019: 72). Ted (Technology, Entertainment and Design) “Teknoloji”, “Eğlence” ve “Dizayn” kelimelerinin ilk harflerinden oluşan Ted konferanslar dizisi ilk kez 1984 yılında düzenlenmiş ve 1990 yılından itibaren her yıl düzenli olarak yapılmaktadır. Ted insanların ve çeşitli organizasyonların, kendi yerel etkinliklerini yapabilmeleri amacıyla geliştirilmiş bir altyapıdır. Önceden sadece adı geçen alanlar üzerine yapılan konuşmaları kapsayan etkinlik, günümüzde her konuyu içeren konferanslar haline dönüşmüştür.”Paylaşmaya değer fikirler” mottosuyla yola çıkan Ted konuşmalarının lisans sahibi, aynı zamanda Amazon’un da sahibi olan Jeff Bezos’tur. Kuruluş görünüşte hiçbir kâr amacı gütmemektedir: “Özel, farklı, değerli, nadir fikirlerin en geniş kitlelere yayılması”. Ted Talks da bu bağlamda kurulan sosyal paylaşım sitesidir. Ted’de konuşmacı olmak için aday formu doldurulması gerekmektedir. Form iki bölümden oluşur. Biri, aday gösterenin doldurulması gereken, diğeri ise aday gösterilenin doldurması gereken bölüm. “Paylaşmaya değer bir fikrim var” denilerek kişisel konuşmacı aday olmak istenirse, formun iki bölümünü de bireysel olarak başvuruyu yapan doldurmalıdır. Söylemek istenilenlerin 18 dakikaya sığdırılması gerekmektedir. Çünkü her konuşmacıya ayrılan süre 18 dakikayla sınırlandırılmıştır. Ted çevirmenleri, bilginin, araştırmanın ve büyük fikirlerin diller ve sınırlar arasında yayılmasına yardımcı olmak için Ted Talks altyazısını yazan gönüllülerden oluşmaktadır. “Ted Talks”ı çevirme fikri, gelen talepler üzerine ortaya çıkmıştır. Dünyanın dört bir yanından izleyiciler, sevdikleri fikirleri ve etkileyici araştırmaları arkadaşları ve aileleriyle paylaşmak için konuşmaları çevirip çeviremeyeceklerini sormaya başlayınca ve hatta bazıları siteye bitmiş çeviriler bile gönderince gerçek bir ihtiyaç olan erişilebilirliğin farkına varan Ted, gönüllülerin en sevdikleri konuşmaları herhangi bir dile çevirmelerine izin veren bir sistem geliştirmiştir. Ted Translators programı 200 gönüllü çevirmen tarafından oluşturulmuştur. 40 dilde 300 çeviri ile 2009 yılında başlatıldı. Bugün sayıları artarak devam eden, 39.000’den fazla gönüllü tarafından oluşturulan 115 dilde 182.377’den fazla çeviri yayınlamıştır. 2012’de program, TEDx Talks’ın transkripsiyonunu ve çevirisini, Ted-Ed derslerinin çevirisini ve Ted’in küresel ayak izini büyütme yardımcı olan dünya çapındaki ortaklar tarafından dağıtılan içeriğin çevirisini içerecek şekilde genişletilmiştir. Systran ile Ted YZ temelli çeviri alyapısı geliştirmek için işbirliği yapmışlardır. YZ tabanlı çeviri teknolojisi şirketi Systran, 2020’de Ted konuşmalarının yüksek kaliteli çevirilerine dayanan özel nöral çeviri modelleri oluşturmak için Ted ile yeni bir ortaklığı duyurdu. Systran, on dille başlayarak, Ted içeriğini çeşitli alanlarda teknik içerik üretmek üzere nöral makine çeviri modelleri geliştirmek için kullanacaktır. Bu ortaklıkla çeviri alanında YZ’ye dayalı makine öğrenimini daha ileriye götürecektir çalışmalar yapılması hedeflenmektedir. Bu model; YZ’ye dayalı

çeviri öğrenimiyle, başlangıçta on dilde, bilimsel, ticari ve teknik içeriğin doğru ve akıcı bir şekilde çevrilmesini sağlayarak çok uluslu şirketlerin, eğitim kurumlarının, devlet kurumlarının ve diğer kuruluşların gelişmiş çeviri ihtiyaçlarını karşılamak üzere tasarlanmıştır. Ted'in büyük önbelleden gelen işlenmiş dil verilerinin, Systran'ın nöral çeviri modellerini daha da fazla dile genişletmesini sağlayacaktır. Bu adımla Systran, Ted içeriğini ve makine öğrenimini bir ticari ürün olarak geliştirmek için önemli bir adım atmıştır.

## 2. SONUÇ

Hayatı kolaylaştırmak için sayısız içerikte karşımıza çıkan YZ'nin yelpazesinde birçok teknolojik alan bulunmaktadır. Makine öğrenmesi alt başlığı olarak Kestirimsel Çözümleme ve Derin Öğrenme karşımıza çıkmaktadır. Bununla birlikte Uzman Sistemler ağında da görürüz onu. Doğal Dil İşleme sürecinde de kendini göstermektedir. Konuşma sistemlerinde konuşmadan metne, metinden konuşmaya aktarım yapan uygulamalarda kullanıldığı gibi, iyileştirme sürecinde de faydalanılmaktadır. Görme sistemlerinde yapay görme ve görüntü tespitinde YZ'den yararlanır. Ayrıca robotik sistemler YZ'nin en önemli ilgi odağını oluşturmaktadır.

Bilgi teknolojilerinin hızı, iletişim ihtiyacı, internetin ve çevrimiçi bilgi paylaşımının artışı, çeviri pazarını genişletmiş, çeviriye olan taleple birlikte anlık ve kesintisiz çeviri ürünü talebini arttırmıştır. Pazar ihtiyaçların değişimi ve gelişimi makine çeviri yazılımlarının gelişmesine, özellikle de YZ'ye dayalı makine öğrenmesi modeli çalışma ve altyapıların ticarileşmesi ve yaygınlaşmasına olanak sağlamıştır. İlk önceleri kullanılan makine çevirisi modellerinin çeviri kalitesi çok yeterli olmamakla birlikte anlam bakımından istenilen sonuçları da pek vermemekteydi. Zamanla geliştirilen her model bir önceki çeviri ürününden daha verimli hâl almıştır. Kural temelli modellerden örnek temelli modellere, ardından önceliklere oranla daha iyi çeviri ürünü ortaya koyabilen istatistiksel modellere; diğerleri içinde çeviri niteliği olarak daha ileri bir noktaya ulaşan günümüz teknolojisinin vardığı son nokta olan YZ temelli nöral modellere geçiş yapılmıştır. Herbiri kendi bağlam ve zamanında alana çok önemli katkı sağlamış ve bakış açısı getirmiş, çeviribilim alanının uygulamalı, teknik ve kuramsal boyutu içinde yerini almıştır. Nöral makine çevirisinde, YZ teknolojilerinden yararlanılarak bir cümlenin anlamını ve aradaki farklılıkları daha kesin bir şekilde ortaya koyan çeviriler elde etmek için nöral ağlar kullanılmaktadır. Bu ağların diğer modellerle karşılaştırılamayacak kadar çok bilgi işleyip çözümleyebilmesi daha nitelikli çeviri ürünü sunabilmesinin yolunu açmıştır. Yapay sinir ağları ve algoritmik yazılımların gücü YZ temelli çeviri altyapılarının gelişmesine önemli katkılar sağlamıştır. Nöral makine çevirisinde sisteme yüklenen kaynak öge (cümle, metin, vb.) çözümlenip bölümlerine ayrılır. Bu tanılamadan ardından sözcük biçimsel ve yapısal olarak çözümlenir. Altyapısında olan veri tabanına kayıtlı metinleri tarar. Algoritmik yazılım ve yapay sinir ağları yardımıyla anlamsal çözümleme işlemi gerçekleşir. Son düzenlemenin ardından hedef dil dizgesindeki çeviri ürünü sisteme yüklenir. YZ temelli makine çevirisi süreci sonunda çeviri ürününün niteliğinin gözetim ve denetiminin yine de yapılması gereklidir. YZ'nin eksik kaldığı durumlar, uzman bir çevirmen eliyle en son düzenleme yapılarak doğrulanır.

Kısa süre önce Systran ve Ted, YZ temelli nöral çeviri modelleri oluşturmak için Ted konuşmalarının çeviri derlemesinin kullanımı ve geliştirilmesi amacıyla daha nitelikli çeviri yapmayı sağlayacak bir çeviri altyapısı sunmak üzere ortaklık kurmuşlardır. Bu ortaklıkla çeviri alanında YZ'ye dayalı makine öğrenimini daha ileriye götürecek çalışmalar yapılması hedeflenmektedir. YZ'ye dayalı makine öğrenimiyle çeşitli dil çiftlerinden, bilimsel, ticari ve teknik içeriğin doğru ve akıcı bir şekilde

çevrilmesini sağlayarak çok uluslu şirketlerin, eğitim kurumlarının, devlet kurumlarının ve diğer kuruluşların nitelikli ve uzman çeviri ihtiyaçlarını karşılamak amaçlanmaktadır.

YZ teknolojisinin gelişimiyle birlikte çeviri yazılım ve programlama dillerinde önemli gelişmeler yaşandı. Dil kullanımının incelikleri kesin olarak sadece insan beyni tarafından anlaşılabilen bir yapı ve bilimsel alan olduğu için YZ tabanlı da olsa şimdiye kadar kaynak metni gerçek, uzman bir çevirmenle aynı düzeyde algılayıp çeviremediği de bir gerçektir. Ancak bu sorunlar gün geçtikçe yazılım ve derlem tabanlarıyla güçlendirildikçe YZ tabanlı altyapılardan çıkan çeviri ürününün daha az hatalı çözümlene ve aktarımlarla gerçekleştirilebileceği de öngörüler arasında yer almaktadır.

## KAYNAKÇA

- Aslan, E. (2019). *Makine Çevirisi*, Hiperyayın, İstanbul
- Arslan, K. (2017) Eğitimde Yapay Zekâ ve Uygulamaları. *Batı Anadolu Eğitim Bilimleri Dergisi*, 11(1), 71-88
- Atalay, M., Çelik, E. (2017) Büyük Veri Analizinde Yapay Zekâ ve Makine Öğrenmesi Uygulamaları. *Mehmet Akif Ersoy Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, 2, 155-172. 10.20875/makusobed.309727.
- Bahdanau, D. Cho, K. ve Bengio Y. (2014) *Neural machine translation by jointly learning to align and translate*, *Proceedings of ICLR*. Ayrıca bkz.: <https://arxiv.org/pdf/1409.0473v1.pdf>
- Barraud B. (2019) *L'intelligence de l'intelligence artificielle*. Boris Barraud. L'intelligence artificielle –Dans toutes ses dimensions, L'Harmattan. hal-02327501v3
- Bogenç Demirel, Z. E. (2021) *Çeviride Sosyolojik Dönemeç ve Aktörler*. İletişim ve Medya Bağlamında Çevirmen Başvuru Kitabı, Cumhurbaşkanlığı İletişim Başkanlığı Yayınları, 3. Baskı, İstanbul.
- Bilir Ataseven, F. (2021) *Yerelleştirme*, İletişim ve Medya Bağlamında Çevirmen Başvuru Kitabı, Cumhurbaşkanlığı İletişim Başkanlığı Yayınları, 3. Baskı, İstanbul.
- Cary, E. (1956) *La traduction dans le monde moderne*, Librairie de l'Université, Genève
- Cho, K., van Merriënboer, B., Bahdanau, D. ve Bengio, Y. (2014). *On the properties of neural machine translation: Encoder–Decoder approaches*. In Eighth Workshop on Syntax, Semantics and Structure in Statistical Translation. to appear. <https://arxiv.org/pdf/1409.1259.pdf>
- Karabulut, B. (2021) Yapay Zeka Bağlamında Yaratıcılık Ve Görsel Tasarımın Geleceği, *Elektronik Sosyal Bilimler Dergisi*, 20(79), 1517-1539).
- Okyayuz, A. Ş. (2021) *Çeviri Teknolojileri, Çeviride Teknoloji Kullanımı ve Çeviri Projeleri, İletişim ve Medya Bağlamında Çevirmen Başvuru Kitabı*, Cumhurbaşkanlığı İletişim Başkanlığı Yayınları, 3. Baskı, İstanbul 212-256
- Romero, M., Aloui, H., Heiser, L., Galindo, L. ve Lepage, A. (2021) *Un bref parcours sur les ressources, pratiques et acteurs en IA et éducation*. GTnum Scol\_ia. [https://www.researchgate.net/profile/Margarida-Romero/publication/350638066\\_Un\\_bref\\_parcours\\_sur\\_les\\_ressources\\_pratiques\\_et\\_acteurs\\_en\\_I](https://www.researchgate.net/profile/Margarida-Romero/publication/350638066_Un_bref_parcours_sur_les_ressources_pratiques_et_acteurs_en_I)

A\_et\_education\_GTnum\_Scol\_ia/links/606b3ab892851c91b1a6b11e/Un-bref-parcours-sur-les-ressources-pratiques-et-acteurs-en-IA-et-education-GTnum-Scol-ia.pdf

Sepesy Maučec, M. ve Donaj, G. (2019) Machine Translation and the Evaluation of Its Quality

Sutskever, I., Vinyals, O. ve Le, Q. (2014) Anonymized. In Anonymized. under review. <https://arxiv.org/pdf/1409.3215.pdf>

Taşcı A. E. ve Onan A. (2016) K-En Yakın Komşu Algoritması Parametrelerinin Sınıflandırma Performansı Üzerine Etkisinin İncelenmesi. *Akademik Bilişim*, Aydın, Türkiye, 1-8 [ab.org.tr/ab16/bildiri/102.pdf](http://ab.org.tr/ab16/bildiri/102.pdf)

Zhang, T., Huang, H., Feng, C. ve Wei, X. (2020) Similarity-aware neural machine translation: reducing human translator efforts by leveraging high-potential sentences with translation memory. *Neural Computing and Applications*. 32. [https://www.researchgate.net/figure/Overall-architecture-of-the-proposed-similarity-NMT-which-consists-of-two-components\\_fig2\\_341282602](https://www.researchgate.net/figure/Overall-architecture-of-the-proposed-similarity-NMT-which-consists-of-two-components_fig2_341282602)