

Makale Bilgisi/Article Info

Geliş/Received: 10.05.2024 Kabul/Accepted: 02.07.2024

Araştırma Makalesi/Research Article, s./pp. 365-381.

MAKİNE ÇEVİRİSİ SONRASI DÜZELTME İŞLEMİNİN ZAMANSAL ve TEKNİK EFOR AÇISINDAN İNCELENMESİ: GOOGLE ve DEEPL ÇEVİRİⁱ

Tayfun YAZICIⁱⁱ, Özgür ŞEN BARTANⁱⁱⁱ

Öz

Makine çevirisi sistemleri zaman içinde geliştirilerek sırasıyla Kural Tabanlı Makine Çevirisi (NBMT), İstatistiksel Makine Çevirisi (SMT) ve Nöral Makine Çevirisi modelleri olmak üzere farklı modeller kullanılmıştır. Yeni modellerle çeviri kalitesinde artış olduğu gözlemlenmiştir. Makine çevirisi, çeviri sürecinde zaman tasarrufu sağladığından çevirmenler tarafından her geçen gün artan oranda kullanılmaktadır. Öte yandan makine çevirisi ve çeviri belleklerinin kullanımı çeviri teslim sürelerini olumlu yönde etkilemiştir. Bu durum çeviri firmaları ile diğer işverenlerin makine çevirisi kullanımına yönelimini sağlamıştır. Her yeni makine çeviri sistemi ile çeviri kalitesinin ve hızının görece arttığı çalışmalarla ortaya konmuştur. Özellikle Nöral Makine Çeviri sistemlerinin diğer modellerle karşılaştırılabilir olarak incelendiğinde çeviri kalitesi açısından daha iyi olduğunu gösteren çalışmalar mevcuttur. Bu çalışmada yaygın olarak kullanılan DeepL nöral makine çeviri sistemi ile Google nöral makine çeviri sistemi kullanılarak post-editing (makine çevirisi sonrası düzeltme) süreci incelenmiştir. İki farklı nöral makine çeviri sisteminin makine çevirisi sonrası düzeltmeye etkisi teknik ve zamansal efor açısından karşılaştırılmıştır. İngilizce-Türkçe dil çiftinde makine çevirisi kullanılarak yapılan çeviriler öğrenciler iki gruba ayrılarak makine çevirisi sonrası düzeltme işlemine tabi tutulurken klavye hareketleri ve çeviride harcanan süre verileri kaydedilmiştir. Çalışmanın katılımcılarını Kırıkkale Üniversitesi İngilizce Mütercim Tercümanlık bölümünün 26 lisans düzeyi öğrencisi oluşturmuştur. Verilerin elde edilmesinde yaygın kullanılan bir bilgisayar destekli çeviri yazılımı ve eklenti kullanılmıştır. Çalışmanın sonucunda DeepL makine çevirisi çıktısı üzerinde makine çevirisi sonrası düzeltme işlemi bakımından Google makine çevirisi çıktısında yapılabilecekler göre belirgin şekilde daha az düzenleme yapıldığı görülmüştür.

Anahtar Kelimeler: Makine Çevirisi, Teknik Efor, Zamansal Efor, Makine Çevirisi Sonrası Düzeltme.

An Analysis of Temporal and Technical Effort in Post-Editing: Google and DeepL Translate

Abstract

Machine translation systems have been developed over time and different models have been used, namely Rule-Based Machine Translation (RBMT), Statistical Machine Translation (SMT) and Neural Machine Translation models. It has been observed that translation quality has improved with the new models. Machine translation is increasingly used by translators as it saves time in the translation process. On the other hand, the use of machine translation and translation memories has positively affected translation turnaround times. This has led translation companies and other employers to adopt

ⁱ Bu çalışma birinci yazarın "Makine Çevirisi Sonrası Düzeltme İşleminin Zamansal ve Teknik Efor Açısından İncelenmesi: Google ve DeepL Çeviri" adlı yüksek lisans tezinden üretilmiştir.

ⁱⁱ Yüksek Lisans Öğrencisi, Kırıkkale Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü, İngilizce Mütercim Tercümanlık Anabilim Dalı, e-posta: tayfunyazici@yahoo.com, ORCID ID: 0000-0003-1881-5614.

ⁱⁱⁱ Doç. Dr., Kırıkkale Üniversitesi, İnsan ve Toplum Bilimleri Fakültesi, Batı Dilleri ve Edebiyatları Bölümü, İngilizce Mütercim-Tercümanlık Anabilim Dalı, e-posta: ozgursen1@yahoo.com, ORCID ID: 0000-0002-7351-7858.

machine translation. Studies revealed that translation quality relatively improved and the time spent on translation decreased more with each new translation model. Studies are showing that especially Neural Machine Translation systems are better in terms of translation quality when compared with other models. In this study, the post-editing process was examined using the widely used neural machine translation engine DeepL and the Google translation engine, which started using the neural machine translation model in 2016. The effect of two different neural machine translation systems on post-editing is compared in terms of technical and temporal effort. The translations of English-Turkish language pairs using machine translation were subjected to a post-editing process with different groups of students. Keystroke and time data were collected during the post-editing process. These data were obtained using a widely used computer-assisted translation software and a plug-in. The participants of the study were undergraduate English Translation and Interpreting students. As a result of the study, it was observed that significantly fewer edits were made in the post-editing process on the machine translation output of DeepL compared to the Google machine translation output edits.

Keywords: Machine Translation, Technical Effort, Temporal Effort, Post-Editing.

Structured Abstract

The increasing demand for translation has led to the automation of the translation process. The need for translation automation broke out during the Cold War as nations strived to compete with other nations, especially in the scientific area. It was the political reasons that supported the idea for the development of automated translation systems. The term between the two world wars gave way to machine translation systems. It has been constantly argued that machine translation would replace human translators. However, even with the latest machine translation systems using neural machine translation models, a human touch is still necessary and it seems to be needed in the future for now. The needed human touch is post-editing in this context. Both translators and clients use or require them to be used for different reasons as those systems provide faster translations and that leads to lower prices.

There are several machine translation systems providing free and paid services with their limitations and/or extra features used by translators such as Google Translate, Microsoft Translator, Yandex Translate, DeepL Translate, Bing Translator, etc. Each machine translation system provides translations with different quality. The current study compared the two frequently used neural machine translation systems, Google Translate and DeepL Translate, in terms of their effects on post-editing effort by examining the post-editing effort of translators for the translation outputs of the mentioned two machine translation systems. Post-editing effort is examined with three criteria; technical effort, temporal effort, and cognitive effort. The technical and temporal effort was analyzed in this study as the researcher didn't have the required devices to measure cognitive effort such as an eye tracking device.

Participants consisted of 19 female and 7 male students. An academic text was chosen for the experiment using the Flesh Reading Ease Score to find an appropriate one regarding the text complexity by taking into consideration that participants are undergraduate students. The Flesh Reading Ease Score of the text was 18.79 and the grade was 'College Graduate'. The machine-translated output of the academic text was uploaded to Trados computer-assisted translation tool for post-editing. Trados is a segment-based computer-assisted translation tool and students were already familiar with segmentation as they had taken the translation technologies class before.

Participants were divided into two groups, one for Google Translate output post-editing and the other for DeepL Translate output post-editing task. Quantitative data obtained in the post-editing process such as keystrokes, time, and edit distance by using a plug-in called Quality. Not only the whole time spent on the process but also the time spent on each segment was recorded with this plug-in besides edit distance. Edit distance refers to how dissimilar two strings are. It gave clues on technical effort just as keystrokes. Time, on the other hand, provides data for temporal effort analysis.

A questionnaire was conducted to participants after the post-editing task to get insights on the process and the opinions of the participants about the machine-translated text, the participant's experience with translation tools, and their translation and post-editing experience. A five-point Likert scale was used for the questions related to

post-editing effort to get a view on the attitudes of the participants on their effort. The researcher consulted 3 experts on their opinions while preparing the questionnaire. The questionnaire provided qualitative data on the post-editing process.

Findings of the study revealed that participants made more edits on Google Translate output as the edit distance value was lower for DeepL Translate output although time and word count values were not statistically significant. Despite the non-significant results, the gender-specific comparison showed that female participants had lower edit distance for both NMT system outputs meaning made fewer edits. A great majority of the participants rated the complexity of the source text 3 out of 5 and lower and that supports that the text chosen using the Flesh Reading Ease Score was applicable to the reading levels of the participants. And one interesting result of the study was that although more than half of the participants rated the quality of machine-translated text 'high' and 'very high', an equal number of participants (60%) rated the question of how much effort have exerted for post-editing as 'high' and 'very high'. However, the results of the current study are not sufficient to generalize and different text types should be evaluated with larger samples in future studies.

Giriş

Tarih boyunca milletler çeviriye ihtiyaç duymuştur. Çeviri ihtiyacı, teknolojik gelişmelerle birlikçe daha fazla ve daha hızlı bilgi akışı sonucunda günümüzde de artarak devam etmektedir. Gelişen teknolojiden çeviri teknolojileri de etkilenmiştir. Çeviri sürecine katkıda bulunabilecek sistemler geliştirilmiştir. Örneğin bilgisayar ortamına taranarak/fotoğrafi çekilerek aktarılan metinlerin yazıya dönüştürülebilmesi için üretilen Optik Karakter Tanıma (OCR) yazılımları çevirmenin kaynak metinden veri almasına imkân tanımıştır. Öte yandan makine çevirisi sistemlerinin geliştirilmesi sonucu çeviri ihtiyaçları daha hızlı karşılanmaya başlanmıştır. Bilgisayar destekli çeviri araçlarında kullanılan çeviri bellekleri sayesinde, çevirmenlerin daha önce çevirdiği ifadelerle karşılaşması durumunda, bu ifadeleri tekrar çevirmelerine gerek olmadan önceki çevirilerini kullanabilmesi mümkün hale gelmiştir. Özellikle Nöral Makine Çevirisi sistemlerinin kullanılmaya başlanmasıyla makine çevirisi kalitesinde önemli bir ilerleme olmuştur. Ancak, çeviri teknolojilerindeki tüm imkanlara ve gelişmelere rağmen günümüzde hiç insan eli değmeden makine çevirisinden hatasız çeviriler beklemek mümkün değildir. Dolayısıyla, makine çevirisinin istenen kalite standardına ulaşması için makine çevirisi sonrası düzeltme (post-editing) işlemi yapılmaktadır.

Reifler'e göre (1952, s. 3) çevirinin kalitesinden memnun olunmadıysa veya örneğin basıma hazır olması gereken bir metin ise, "makine çevirisi çıktısı, tüm çeviriler gibi, makine çevirisi sonrası düzeltme işleminden geçirilmelidir". Makine çevirisi sonrası düzeltme kavramı için çeşitli tanımlar yapılmıştır. Örneğin Mossop (2001, s. 216) bu kavramı "makine çevirisi sonucu elde edilen çıktının çevirmen tarafından kabul edilebilir bir düzeye getirilene kadar düzenlenmesi" olarak tanımlamaktadır. Gouadec (2007, s. 25) ise makine çevirisi sonrası düzeltme işlemi, "herhangi bir çeviri otomasyonu aracılığıyla yapılan çevirilerin kontrol (checking), son okuma (proofreading) ve çeviride düzeltme (revision) sürecinden geçirilmesi" olarak tanımlamaktadır.

Her ne kadar makine çevirisi sonrası düzeltme ve çeviride düzeltme kavramları tanımlarda yan yana kullanılsa da ikisi birbirinden farklı kavramlardır. O'Brien (2006, s. 59), makine çevirisi sonrası düzeltme işleminin çeviride düzeltmeden farklı olarak bir değiştirme (modification) süreci olduğunu belirtmiştir. McElhaney & Vasconcellos (1988, ss. 140-141) ise çevrilen metindeki değiştirilmesi gereken hataların türünün farklı olması, makine çevirisi sonrası düzeltme işleminin mümkün olan en az düzeltmeyle yapılması gerektiği ve metinlerin son hallerinin işlevlerinin farklı olması gibi nedenlerle makine çevirisi sonrası düzeltme ve çeviride düzeltme süreçlerinin birbirinden ayrıldığını ifade etmiştir. "Makine çevirisi sonrası düzeltme, makine çevirisi sonrası kısmi düzeltme (light post-editing) ve makine çevirisi sonrası tam düzeltme (full post-editing) olmak üzere iki alt başlığa ayrılmaktadır" (Temizöz, 2013, s. 22). Mossop Hong ve Teixeira'ya göre (2020, s. 215) Makine çevirisi sonrası kısmi düzeltme (light post-editing) "insan çevirisi kalitesine ulaşmaya çalışmadan anlaşılabilir bir metin çıkarma süreci" anlamına gelirken, makine çevirisi sonrası tam düzeltme (full post-editing) "insan çevirisi ile karşılaştırılabilir bir çeviri elde etme" sürecidir.

Türkiye’de makine çevirisi alanında yapılan çalışmalar (Temizöz, 2016; Çetiner, 2019a; Çetiner ve İşisağ, 2019; Koçer Güldal ve İşisağ, 2019; Barut, 2022; Odacıoğlu, 2022; Yaman, 2023; Ramizoğlu, 2024) makine çevirisi çıktısını farklı yönleriyle ele almıştır. Örneğin Temizöz (2016), çevirisi Google Çeviri ile yapılmış teknik bir metnin profesyonel çevirmenler ve alan uzmanları tarafından yapılan makine çevirisi sonrası düzeltme kalitelerini LISA QA Modeli 3.1 ile karşılaştırmıştır. Çetiner (2019a), makine çevirisiyle ilgili bazı terimlerin Türkçe karşılıklarını yeniden bulmaya çalışılmış ve makine çevirisi sonrası düzeltme işlemine kapsamlı bir tanım vermiştir. Çetiner ve İşisağ (2019) ise makine çevirisi sonrası düzeltme işleminde çevirmenlerin tutumuna odaklanmıştır. Koçer Güldal ve İşisağ (2019), Google Çeviri sistemini Türkçe-İngilizce dil çiftinde hata analizi yaparak değerlendirmiştir. Şanverdi ve Işıdan (2021, s. 219), Türkçe-Arapça dil çiftinde Google ve Yandex Çeviri sistemlerini analiz ettiği çalışmasında “bir noktalama işareti ya da harfin yazılış biçiminin çeviriyi etkilediği ve özellikle deyim ve atasözü gibi kültürel ağırlıklı ifadeleri çevirmede bu çeviri sistemlerinin iyi bir sonuç vermediğini” belirtmiştir. Barut (2022), Google Translate’in 2016 öncesi kullandığı SMT sistemi ile 2016 yılı sonrası geçiş yaptığı NMT modeli çıktıları dilbilimsel olarak değerlendirmiştir. Odacıoğlu (2022), profesyonel çevirmenlere ve çevirmen adaylarına makine çevirisi sonrası düzeltme işlemi için bazı önerilerde bulunmuştur. İki nöral makine çevirisi sistemi Google Çeviri ve DeepL Çeviri sistemlerinin performanslarını değerlendirdiği çalışmasında Yaman (2023), Amerikan Ulusal Standartlar ve Teknoloji Enstitüsünün puanlama anahtarını kullanmış ve insan eliyle değerlendirme yapmıştır. Ramizoğlu (2024) ise, 10 farklı çeviri sistemini avantajları ve dezavantajları bakımından analiz etmiş, hangi sisteme dayalı çalıştıkları, kaç dil desteklediklerine dair bilgilerle çevirmenlerin makine çevirisi sistemi seçimlerinde yol gösterici olabilecek bir çalışma hazırlamıştır.

Dede (2022), yüksek lisans ve doktora düzeyindeki çeviri öğrencilerinin haber metinleri kullanarak yaptığı makine çevirisi sonrası düzeltme, çeviride düzeltme ve sıfırdan çeviri işlemlerinde harcadıkları zaman ve düzenleme miktarlarını incelemiştir. Bu çalışmasında yaygın kullanılan bir bilgisayar destekli çeviri aracı kullanmış ve ayrıca özel eğitilen istatistiksel bir makine çevirisi motoru ile nöral makine çevirisi motorunun bir karşılaştırmasını da yapmıştır. Ekinci (2022), “The effect of error annotation on post-editing effort and post-edited product: An experimental study on machine-translated subtitles of educational content” adlı çalışmasında psikoloji alanında bir nöral makine çevirisi sistemi eğitmiş, katılımcıların bu nöral makine çeviri sisteminin çeviri çıktıları kalite değerlendirmesi yapması ve makine çevirisi sonrası düzeltme işlemine tabi tutmasını istemiştir. Elde ettiği verileri zamansal ve teknik efor açısından incelenmiştir. Mevcut çalışmada ise örnekleme lisans düzeyindeki öğrenciler oluşturduğundan, iki farklı nöral makine çevirisi sisteminden elde edilen çevirilerin makine çevirisi sonrası düzeltmelerindeki zamansal ve teknik efor karşılaştırıldığından ve çalışılan metin türünün farklı olması nedeniyle çeviri sürecine ilişkin alana katkı sağlaması beklenmektedir.

Bu çalışmada kullanılan iki sistemden biri olan Google Çeviri, ilk büyük çaplı nöral makine çeviri sistemlerinden biri olması ve yaygın kullanılması nedeni ile seçilmiştir.

Cambedda, di Nunzio ve Nosilia (2021, s. 160), hem bağlam hem de sözdizimi açısından DeepL çeviri sisteminin Yandex Çeviri sisteminden performans olarak daha iyi olduğunu göstermiştir. Morán Vallejo (2019, s. 27), DeepL çeviri ve Microsoft Bing çeviri sistemlerinin çeviri hataları bağlamında karşılaştırması sonucunda DeepL çevirinin daha iyi performans gösterdiğini ortaya koymuştur. Dolayısıyla bu çalışmada, yaygın kullanılan Google Çeviri ile performans konusunda önceki çalışmalarda öne çıkan DeepL Çeviri kullanılmıştır. Makine çevirisi sonrası düzeltme işleminden elde edilen veriler ile iki nöral makine çeviri sistemi çeviri sürecine etkileri bakımından karşılaştırılmıştır. Makine çevirisi sonrası düzeltme eforu üç başlığa ayrılmaktadır: “zamansal efor, teknik efor, bilişsel efor” (Krings, 2001, s. 178). Bilişsel efor incelenmesi en zor olanıdır ve ancak dolaylı yöntemler ile incelenebilmektedir. Bilişsel efor incelemesi göz izleme gibi teknolojiler gerektirebilmektedir ve araştırmacının bu teknolojilere erişimi olmadığından bu çalışmada sadece zamansal ve teknik efor incelenmiştir. Çeviri süresi, düzenleme uzaklığı ve tuş vuruşu kriterleri ile yapılan karşılaştırma, iki makine çevirisi motorunun makine çevirisi sonrası düzeltme sürecinde harcanan zamansal ve teknik efora etkileri bakımından sonuçlar sağlamıştır. Ayrıca makine çevirisi sonrası düzeltme sırasında algılanan efor ile gerçekte harcanan efor karşılaştırmaları yapılmıştır. Gaspari, Toral, Naskar, Groves ve Way (2014, s. 64), “Perception vs Reality: Measuring Machine Translation Post-Editing Productivity” adlı çalışmasında makine çevirisi sonrası düzeltme sırasında algılanan efor ile gerçekte harcanan efor arasında belirgin farklılıklar olduğunu göstermiştir. Öte yandan Koponen (2012, s. 187), cümle uzunluğunun algılanan efora etki eden önemli bir etken olduğu sonucuna varmıştır.

Bu çalışmada temel olarak makine çevirisi sonrası düzeltme sürecinde harcanan zamansal ve teknik efor araştırılmıştır. Çalışmanın araştırma soruları şöyledir:

- 1) Çevirmen adaylarının makine çevirisi sonrası düzeltme sürecinde harcadıkları zamansal efor Google Çeviri ve DeepL Çeviri araçlarının çıktılarını için değişiklik gösteriyor mu?
- 2) Çevirmen adaylarının makine çevirisi sonrası düzeltme sürecinde harcadıkları teknik efor Google Çeviri ve DeepL Çeviri araçlarının çıktılarını için değişiklik gösteriyor mu?
- 3) Çevirmen adaylarının makine çevirisi sonrası düzeltme sürecinde harcadıkları zamansal ve teknik efor cinsiyetlerine göre değişiyor mu?

Yöntem

Bu çalışmada, makine çevirisi sonrası düzeltme süreci, çeviri süreci bağlamında, çeviri süresi (time), bir kelimedenden bir başka kelimeyi elde etmek için gerekli minimum düzenleme işlemi sayısı anlamına gelen düzenleme uzaklığı (edit-distance) ve basılan tuşları ifade eden tuş vuruşu (keystroke) gibi kriterler kullanılarak incelenmiştir. Çalışmada karışık yöntem (mixed-method) kullanılmıştır. Karışık yöntem, araştırma sorularını uygun bir şekilde yanıtlayabilmek için birden fazla yöntemin kullanıldığı bir araştırma metodolojisidir (Creswell ve Plano Clark, 2017, s. 5). Çalışmada kullanılmak üzere bir akademik metnin özet

bölümü (bkz. Ek 1) seçilmiştir. Bu çalışmada, makine çevirisi sonrası düzeltme için kullanılan metin akademik metin olup çeviri yönü İngilizceden Türkçeyedir. Makine çevirisi yapılan metin katılımcılar tarafından makine çevirisi sonrası düzeltme işleminden geçirilmiştir. Makine çevirisi için iki farklı nöral makine çevirisi sistemi kullanılmıştır. Acar ve İşısağ (2017, s. 48) çeviri bağlamında okunabilirlik (readability) ve anlaşılabilirlik (comprehensibility) kavramlarının yüksek önemde olduğunu belirtmiştir. Mevcut çalışmada kullanılacak akademik metin seçilirken okunabilirlik kriteri değerlendirilmiştir. Jensen (2009), 7 okunabilirlik kriterinden bahsetmektedir (Akt. Çetiner, 2019b, s. 64). Okunabilirlik kriterini ölçmek ve çalışma katılımcılarının lisans seviyesinde olduğu göz önünde bulundurularak seviyelerine uygun bir metin seçmek amacıyla metin seçiminde bu 7 kriterden biri olan Flesh Reading Ease Score Index kullanılmıştır. Bu kriter metin okuma zorluğunu ölçen bir hesaplama yöntemidir. Bu okunabilirlik kriterinin formülü $206.835 - 1.015 \times (\text{toplam kelime sayısı} \div \text{toplam cümle sayısı}) - 84.6 \times (\text{toplam hece sayısı} \div \text{toplam kelime sayısı})$ şeklinde olup 0 ila 100 arasında bir sonuç vermektedir ve değer ne kadar yüksekse okunabilirliğin o kadar iyi olduğunu göstermektedir. Flesh Reading Ease Score Index kriterine göre okuma zorluğu puanı 18,79 ve seviyesi "College Graduate" olan bir metin seçilmiştir. Seçilen metin hem Google Çeviri¹ hem de DeepL çeviri² kullanılarak çevrilmiştir. Çevrilen metinler ve kaynak metin Trados çeviri yazılımına aktarılmıştır.

Çalışmanın katılımcılarını Kırıkkale Üniversitesi İngilizce Mütercim Tercümanlık bölümü 3. Sınıf öğrencileri oluşturmaktadır. 19 kız ve 7 erkek öğrenci olmak üzere çalışmaya toplam 26 lisans öğrencisi katılmıştır. Deneyden önce Kırıkkale Üniversitesi Etik Kurulu'ndan onay alınmıştır. Katılımcıların öğrenim süresi boyunca aldıkları dersler performanslarının bir belirleyicisi olduğu için önem arz ettiği düşünülmüştür. Bu bakımdan katılımcıların 3 yılda almış oldukları dersler aşağıdaki gibidir;

Fransızca 1, İngilizce Dilbilgisi 1, İngilizce Konuşma 1, İngilizce Okuma, İngilizce Sözcük Bilgisi 1, Temel Bilgi Teknolojileri Kullanımı, Türk Dili 1, Fransızca 2, İngilizce Dilbilgisi 2, İngilizce Konuşma 2, İngilizce Sözcük Bilgisi 2, İngilizce Yazma, Kültürlerarası İletişim ve İnsanlık Tarihi, Türk Dili 2, Yazılı Çeviriye Giriş, Atatürk İlkeleri ve İnkılap Tarihi 1, Çevirmenler için Edebiyat, Dilbilim 1, Fransızca 3, Metin Çevirisi, Özel Alan Bilgisi 1, Sözdizim, Atatürk İlkeleri ve İnkılap Tarihi 2, Bilgisayar Destekli Çeviri, Çeviri Kuramları, Çevirmenler için Türkçe, Dilbilim 2, Fransızca 4, Özel Alan Çevirisi 1, İletişim Becerileri, Çeviri Teknolojileri, Fransızca 5, Medya Çevirisi, Not Alma Teknikleri, Özel Alan Bilgisi 2 (Tıp), Özel Alan Bilgisi 3 (Hukuk), Söylem Çözümlemesi, Yazın Çevirisi.

Çalışma katılımcıları Google ve DeepL makine çevirisi çıktılarını makine çevirisi sonrası düzeltme işlemi yapmak üzere iki gruba (Google ve DeepL grubu) ayrılmıştır. Gruplandırma işlemi yapılırken katılımcı listesinden önce birinci grup için birer kişi atlanarak rastgele katılımcılar seçilmiş ve kalan katılımcılar ise ikinci grubu oluşturmuştur. Katılımcılar

¹ <https://translate.google.com>

² <https://www.deepl.com/en/translator>

iki farklı makine çeviri sisteminin çıktılarına kaynak metin solda ve çevrilmiş metin sağda olacak şekilde Trados yazılımı üzerinden makine çevirisi sonrası düzeltme işlemi uygulamıştır. Makine çevirisi sonrası düzeltme işlemi Trados yazılımına yüklenen Qualityity eklentisi ile izlenmiştir. Qualityity eklentisi sadece metnin tamamının çevrilmesi için gereken süreyi değil, her bir sekmede ne kadar süre harcadığını da kaydetmektedir.

Çalışmanın katılımcılarını oluşturan lisans öğrencileri Çeviri Teknolojileri adlı bir ders almış ve sekmelere ayırma özelliği olan çeviri araçlarını kullanmışlardır. Çeviri süreci çalışmalarında genellikle Translog II aracı tercih edilmektedir. Ancak bu aracın sekmelere ayırma özelliği yoktur. Bu yüzden, öğrencilerin hem kolay kullanabileceği hem de makine çevirisi sonrası düzeltme işlemi veri kayıt sürecinde durdurup başlatma gibi ekstra özellikleri olan SDL Trados programı kullanılmıştır. Bu program çeviri sektöründe yaygın bir şekilde kullanılmaktadır. Bu programa, çeviri süreci verilerini toplamak için Qualityity eklentisi yüklenmiştir. Böylece, metinde ne kadar düzenleme yapıldığını gösteren düzenleme mesafesi, düzeltme için harcanan süre ve hangi tuşlara ne zaman basıldığı gibi makine çevirisi sonrası düzeltme süreci verileri kaydedilmiştir. Makine çevirisi sonrası düzeltme işlemi tüm katılımcılar tarafından aynı anda bilgisayar laboratuvarı ortamında yapılmıştır.

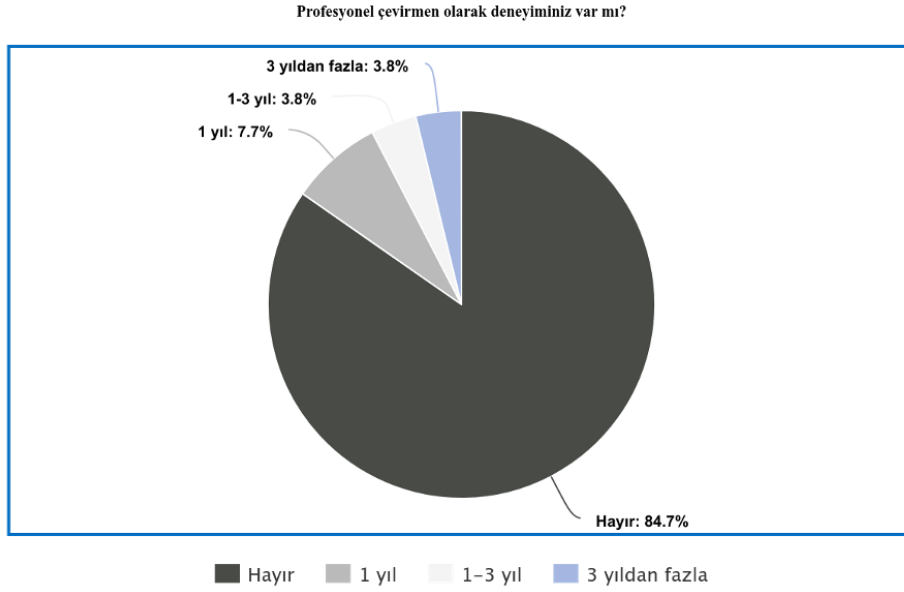
Ayrıca çevirmenlerin gerçekte harcadıkları efor ile harcadıklarını düşündükleri efor yani algılanan efor arasındaki benzerlik veya varsa farklılıkları ölçmek için çevrilen metnin zorluğunu ve hangi kısımlarda daha çok zorlanıldığını ölçmek için makine çevirisi sonrası düzeltme işlemi akabinde katılımcılara bir anket uygulanmıştır. Ankette 5'li Likert ölçeği kullanılmıştır.

Çalışmada elde edilen verilerin değerlendirilmesinde, istatistiksel analizler için NCSS (Number Cruncher Statistical System) 2020 Statistical Software (NCSS LLC, Kaysville, Utah, USA) yazılımı kullanılmıştır. Çalışma verileri değerlendirmesinde nicel değişkenler ortalama, standart sapma, medyan, minimum ve maksimum değerleriyle, nitel değişkenler frekans ve yüzde gibi tanımlayıcı istatistiksel metotlar ile gösterilmiştir. Verilerin normal dağılıma uygunluklarının incelenmesinde Shapiro Wilks test ve Box Plot grafiklerden yararlanılmıştır. Normal dağılım göstermeyen niceliksel iki grup değerlendirmeleri yapılırken Mann Whitney U Test kullanılmıştır. Normal dağılım göstermeyen niceliksel değişkenlerin ilişkilerinin ölçümünde Pearson Korelasyon Katsayısı değerlendirilmiştir. Sonuçlar %95'lik güven aralığında, anlamlılık $p < 0.05$ düzeyinde değerlendirilmiştir.

Bulgular

Bu çalışmanın amacı çevirmen adaylarının makine sonrası düzeltme sürecinde harcadıkları zaman ve teknik eforun Google Çeviri ve DeepL Çeviri araçları kullanırken değişip değişmediğini araştırarak Google Çeviri ve DeepL Çeviri sistemlerinin performansını değerlendirmektir. Ayrıca katılımcıların cinsiyete göre harcadıkları zaman ve teknik eforun değişip değişmediği de incelenmiştir. Makine çevirisi sonrası düzeltme işleminin hemen akabinde katılımcıların süreçteki deneyimleri ve arka plan bilgileri hakkında daha fazla bilgi sahibi olabilmek adına katılımcılardan bir anket doldurmaları istenmiştir. Anket Türkçe

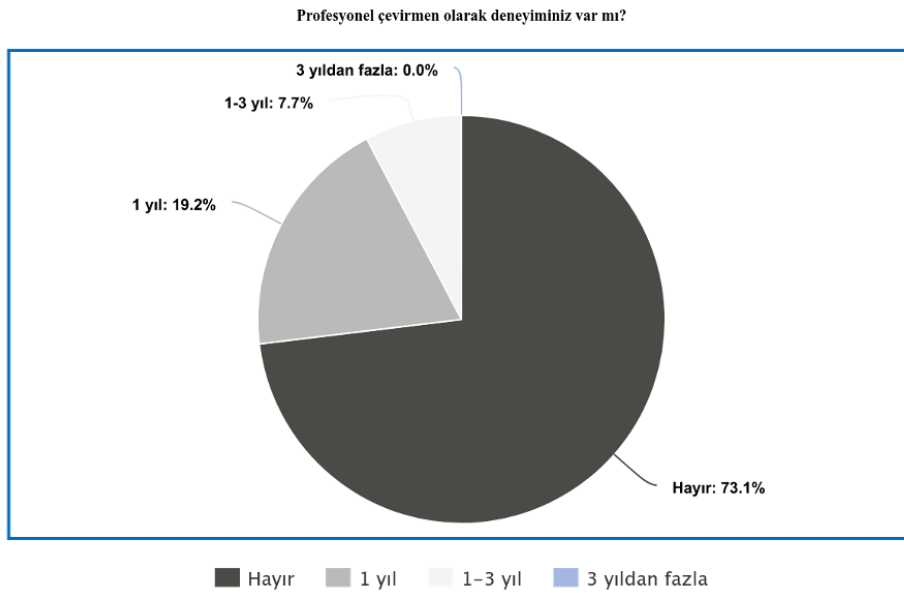
olarak uygulanmış, bazı anket soruları Seçkin'den (2022, s. 139) alınmış ve makine çevirisi sonrası düzeltme eforu ile ilgili sorularda 5'li Likert ölçeği kullanılmıştır. Ayrıca katılımcılara profesyonel çevirmen olarak deneyimleri olup olmadığı sorulmuştur.



Şekil 1. Profesyonel çevirmen olarak deneyim

Şekil 1'de gösterildiği üzere, katılımcıların büyük çoğunluğu, %84,6'lık bir kısmı, daha önce profesyonel çevirmen olarak çalışmamıştır. Yalnızca %7,7'lik kısmı çeviri sektöründe 1 yıl profesyonel olarak çalışmış, %3,8'lik kısmı 1 ila 3 yıl arası çalışmış ve %3,8'lik kısmı da 3 yıldan fazla profesyonel çevirmen tecrübesine sahiptir.

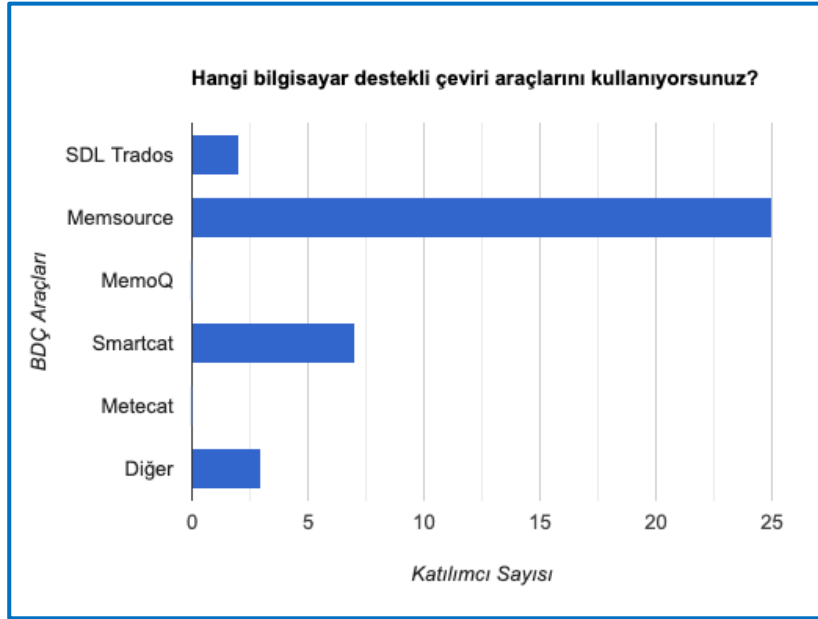
Deney, makine çevirisi çıktısını makine çevirisi sonrası düzeltme yapmak olduğundan katılımcıların makine çevirisi sonrası düzeltme deneyimleri olup olmadığı sorulmuştur. Katılımcıların az tecrübesi olması ya da hiç tecrübesi olmaması beklenmiştir.



Şekil 2. Makine çevirisi sonrası düzeltme tecrübesi

Şekil 2, katılımcıların %73,1'inin makine çevirisi sonrası düzeltme tecrübesinin olmadığını, %19,2'sinin 1 yıldan az ve %7,7'sinin 1 ila 3 yıl arasında tecrübesi olduğunu göstermektedir. '3 yıldan fazla' da sorunun bir seçeneği olmasına rağmen hiçbir katılımcı 3 yıldan fazla makine çevirisi sonrası düzeltme tecrübesine sahip değildir.

Katılımcıların performansını etkileyebilecek bir unsur olduğundan katılımcılara çeviri ve makine çevirisi sonrası düzeltme yaparken herhangi bir çeviri aracı kullanıp kullanmadıkları sorulmuştur. Katılımcılar birden fazla çeviri aracı kullanıyor olabileceklerinden anket sorusu birden fazla seçmeli olarak sorulmuştur.



Şekil 3. Katılımcıların çeviri ve makine çevirisi sonrası düzeltme için tercih ettiği çeviri araçları

1 katılımcı hariç tüm katılımcılar çeviri projelerinde Memsource (Phrase) kullandığını ve 12 katılımcı en az bir tane daha farklı çeviri aracı kullandığını belirtmiştir. 3 katılımcı diğer seçeneğini işaretlemiş olup çeviri amacıyla ChatGPT kullandıklarını da belirtmiştir. ChatGPT sekme temelli bir çeviri aracı olmamasına rağmen diğer tüm çeviri araçları sekme özelliğiyle çalışmaktadır. Yalnızca 2 katılımcı deneyde kullanılan çeviri aracı olan SDL Trados kullandığını belirtse de daha önce diğer çeviri araçlarını (Memsource, MemoQ, Smartcat, Metecat) kullandıkları için çeviri araçlarının sekme özelliğini tecrübe etmişlerdir.

Araştırma sorularını yanıtlamak için kaydedilen makine çevirisi sonrası düzeltme verisi 142 düzenlenmiş sekme (farklı katılımcıların düzenleme yaptığı aynı numaralı sekmeler de dahil) ve 2716 tuş vuruşundan oluşmuştur. Tablo 1'de çalışma katılımcılarının genel istatistikleri gösterilmiştir.

Tablo 1. Katılımcıların istatistikleri

Ölçütler	Ortalama ± Standart Sapma (SS)	Medyan (Min - Maks)
Aktif Saniye	140,10 ± 160,37	96 (24,7 - 819)
Kelime Sayısı (Kaynak Metin)	35,72 ± 7,31	33,8 (28,4 - 56)
Kelime Sayısı (Erek Metin)	25,97 ± 5,17	24,41 (20,88 - 41)
Düzenleme Mesafesi	24,14 ± 25,06	13,9 (1 - 103)

Çalışmaya katılanların aktif saniye (makine çevirisi sonrası düzeltme için harcanan süre) değerleri 24,7 ile 819 (medyan: 96) değerleri arasında değişmekte olup, ortalama 140,10, standart sapma ile 160,37'dir.

Çalışmaya katılanların kaynak metindeki kelime sayısı (sekmelerdeki toplam kelime sayısı) değerleri için medyan 33,8 (aralık: 28,4 - 56) değerleri arasında değişmekte olup, ortalama 35,72, standart sapma ile 7,31'dir. Erek metindeki kelime sayısı değerleri için ise medyan 24,41 (aralık: 20,88 - 41) ve ortalama değer 25,97 olup standart sapma ile 5,17'dir.

Araştırmanın ilk sorusu olan *Çevirmen adaylarının makine çevirisi sonrası düzeltme sürecinde harcadıkları zamansal efor Google Çeviri ve DeepL Çeviri araçlarının çıktılarını için değişiklik gösteriyor mu?* sorusunu yanıtlamak için zamansal efor analizi yapılmıştır. Buna göre, Tablo 2 makine çevirisi sonrası düzeltme yapan katılımcı gruplarının zamansal efor istatistiklerini göstermektedir.

Tablo 2. Google ve DeepL katılımcı gruplarının zamansal efor istatistikleri

		Grup		P
		DeepL	Google	
Aktif Saniye	Ort ± SS	147,98 ± 199,96	130,91 ± 105,01	,607
	Medyan (Min - Maks)	96 (42,7 - 819)	106,6 (24,7 - 421)	

Tablo 2'de gösterildiği üzere Google Çeviri ve DeepL çeviri grupları için aktif saniye değerleri istatistiksel olarak anlamlı farklılık göstermemektedir ($p>0,05$).

Araştırmanın ikinci sorusu çevirmen adaylarının makine çevirisi sonrası düzeltme sürecinde harcadıkları teknik eforun Google Çeviri ve DeepL Çeviri araçlarının çıktılarını için değişip değişmediğidir. Buna göre DeepL Çeviri çıktısı üzerinde makine çevirisi sonrası düzeltme işlemi yapan katılımcıların düzenleme mesafesi değerleri 1 ile 50,5 (medyan: 8,9) değerleri arasında değişmekte olup, ortalama 12,19 ve standart sapma ile 12,34'tür. Google Çeviri çıktısı üzerinde makine çevirisi sonrası düzeltme işlemi yapan katılımcıların düzenleme mesafesi değerleri ise 3 ile 103 (medyan: 31,2) değerleri arasında değişmekte olup, ortalama 38,09 ve standart sapma ile 29,22'dir. Tablo 3 makine çevirisi sonrası düzeltme yapan katılımcı gruplarının teknik efor istatistiklerini göstermektedir.

Tablo 3. Google ve DeepL katılımcı gruplarının teknik efor istatistikleri

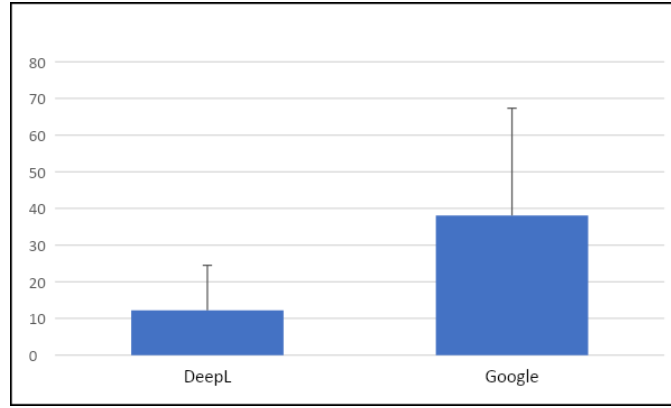
		Grup		P
		DeepL	Google	
Kelime Sayısı	Ort ± SS	32,99 ± 4,31	38,91 ± 8,88	,050
	Medyan (Min - Maks)	32,4 (28,4 - 42,5)	35,5 (30,5 - 56)	
Düzenleme Mesafesi	Ort ± SS	12,19 ± 12,34	38,09 ± 29,22	,004**
	Medyan (Min - Maks)	8,9 (1 - 50,5)	31,2 (3 - 103)	
Mann Whitney U Testi	** $p < 0,01$			

Tablo 3'te gösterildiği üzere DeepL nöral makine çeviri aracı için düzenleme mesafesi değeri Google nöral makine çeviri aracı ile karşılaştırıldığında anlamlı farklılık göstermiş ve istatistiksel olarak daha düşük saptanmıştır ($p=0,004$; $p<0,01$).

Korelasyon katsayısının (r) değerlendirilmesi aşağıdaki ölçüte göre yapılmıştır:

Tablo 4. Korelasyon katsayısı (r) değerlendirme ölçütü (Sungur, 2010, s. 116)

Yorum	R
Çok Zayıf	0,0 - 0,25
Zayıf	00,26 - 0,49
Orta	0,50 - 0,69
Güçlü	0,70 - 0,89
Çok Güçlü	0,90 - 1,00

**Şekil 4.** Google ve DeepL grupları için düzenleme mesafesi ölçümü

Çalışmanın son sorusu çevirmen adaylarının makine çevirisi sonrası düzeltme sürecinde harcadıkları zamansal ve teknik eforun cinsiyetlerine göre değişip değişmediğidir. Cinsiyetler arasında aktif saniye, kelime sayısı ve düzenleme mesafesi değerleri açısından olası istatistiksel ilişki durumunu incelemek için Mann Whitney U Testi kullanılmıştır. Tablo 5 Cinsiyet grupları için istatistikleri göstermektedir.

Tablo 5. Cinsiyet grupları için aktif saniye, kelime sayısı ve düzenleme mesafesi değerleri

		Cinsiyet		p
		Kadın	Erkek	
Aktif Saniye	Ort ± SS	154,49 ± 185,56	101,03 ± 37,68	,931
	Medyan (Min - Maks)	93 (24,7 - 819)	107 (52,9 - 150)	
Kelime Sayısı	Ort ± SS	34,43 ± 6,52	39,22 ± 8,69	,093
	Medyan (Min - Maks)	33 (28,4 - 56)	35,9 (28,9 - 56)	
Düzenleme Mesafesi	Ort ± SS	19,74 ± 19,96	36,09 ± 34,57	,248
	Medyan (Min - Maks)	13,5 (1 - 65)	25,8 (5 - 103)	

Mann Whitney U Testi

Yapılan çözümlenmelere göre, cinsiyetler arasında aktif saniye ve kelime sayısı ölçümleri istatistiksel olarak anlamlı farklılık göstermemektedir ($p > 0,05$). Düzenleme mesafesi istatistiksel olarak anlamlı olmamasına rağmen kadınlar için genel olarak daha düşük gözükmemektedir.

Sonuç, Tartışma ve Öneriler

Bu çalışma çevirmen adaylarının makine çevirisi sonrası düzeltme sürecinde harcadıkları zamansal ve teknik eforun Google Çeviri ve DeepL Çeviri çıktılarında değişip değişmediğini araştırmıştır. Ayrıca katılımcıların cinsiyete göre harcadıkları zamansal ve

teknik eforun değişip değişmediği de incelenmiştir. Önceki çalışmalardan farklı olarak akademik bir metin seçilmiş ve makine çevirisi çıktıları üzerinde harcanan makine çevirisi sonrası düzeltme eforu incelenmiştir. İki nöral makine çeviri sistemi teknik ve zamansal efor açısından değerlendirilmiştir. Katılımcıları lisans düzeyinde öğrenciler oluşturmuş ve makine çevirisi sonrası düzeltme işleminde kullanılmak üzere Flesh Reading Score Index kriteri kullanılarak seviyelerine uygun bir akademik metin seçilmiştir. Akademik metnin nöral makine çevirileri Trados bilgisayar destekli çeviri aracına yüklenmiştir. Katılımcılar iki gruba ayrılarak Google ve DeepL çıktılarına makine çevirisi sonrası düzeltme işlemi yapılmış ve makine çevirisi sonrası düzeltme sürecine dair nicel veriler toplanmıştır. Makine çevirisi sonrası düzeltme işleminden sonra anket yoluyla katılımcılardan çeviri tecrübesi, makine çevirisi aracı tercihleri, makine çevirisi sonrası düzeltme yaptıkları metinde harcadıklarını düşündükleri efor gibi sorularla nicel veriler toplanmıştır.

Nicel verilerin değerlendirilmesi sonucunda ilk araştırma sorusu için zamansal efor bağlamında iki nöral makine çevirisi sistemi çıktıları üzerinde yapılan makine çevirisi sonrası düzeltme işlemlerinin aktif saniye değerleri bakımından anlamsal farklılık bulunamamıştır. Ancak ikinci araştırma sorusu için teknik efor bağlamında düzenleme mesafesi rakamları bakımından DeepL Çeviri çıktısı üzerine yapılan makine çevirisi sonrası düzeltme işlemlerinin istatistiksel olarak Google Çeviri üzerinde yapılanlara göre daha düşük olduğu gözlemlenmiştir. Buradan katılımcıların DeepL Çeviri çıktısında daha az düzenleme yaptıkları ve daha az hata buldukları sonucuna varılmıştır. Önceki çalışmalarda farklı sonuçlar bulunmuştur. Örneğin Hidalgo-Tertero (2021), İspanyolca-İngilizce dil çiftinde yaptığı çalışmada Google ve DeepL performanslarının bağlama göre değişiklik gösterdiğini belirtmiştir. Ancak mevcut çalışmanın DeepL performansına dair sonuçları Esperança-Rodier ve Frankowsk'ın (2021), Fransızca-Lehçe dil çiftinde yaptığı ve Yaman'ın (2023) İngilizce-Türkçe, Türkçe-İngilizce dil çiftlerinde yaptığı çalışmanın sonuçlarıyla paralellik göstermektedir. Son olarak, son araştırma sorusu için istatistiksel olarak anlamlı olmamasına rağmen makine çevirisi sonrası düzeltme yapan katılımcılar cinsiyete göre kıyaslandığında kadın katılımcıların düzenleme mesafesinin genel olarak daha düşük olduğu görülmüştür. Cinsiyete göre aktif saniye ve kelime sayısı değerleri arasında istatistiksel olarak anlamlı bir fark bulunamamıştır. Örneklemin sınırlı olması, kadın erkek katılımcı oran farkı ve deneyde yalnızca akademik metin kullanılması gibi sebepler dolayısıyla buradan bir genelleme yapmak mümkün değildir.

Mevcut çalışmada iki nöral makine çevirisi sisteminin performansı makine çevirisi sonrası düzeltme verileriyle değerlendirilmiştir. Deney kısıtlı katılımcı ile yapılmıştır. Daha fazla katılımcı ile çalışmalar yapılması önerilmektedir. Katılımcıların yalnızca mütercim tercümanlık bölümü öğrencilerinden oluştuğu göz önünde bulundurulduğunda, başka katılımcı gruplarıyla yapılacak çalışmalarda farklı sonuçlar alınabileceği düşünülmektedir. Dolayısıyla profesyonel çevirmenlerle denenmesi önerilmektedir. İstatistiksel olarak anlamlı olmamasına rağmen makine çevirisi sonrası düzeltme yapan katılımcılar cinsiyete göre kıyaslandığında kadın katılımcıların düzenleme mesafesinin genel olarak daha düşük

olmasının dikkate deęer olduęu dūřunūlmūřtur. Ancak alıřma katılımcıları oęrenciler arasından seildięi iin cinsiyet aısından sayı olarak eřitlik saęlanamamıřtır. Cinsiyetlere gre dūzenleme mesafeleri arasında bir fark olup olmadıęının daha iyi deęerlendirilebilmesi iin kadın ve erkek katılımcıların oran aısından eřit veya en azından yakın olarak denenmesi nerilmektedir.

Kaynakça

- Acar, A., & İşısağ, K. U. (2017). Readability and comprehensibility in translation using reading ease and grade indices. *International Journal of Comparative Literature and Translation Studies*, 5(2), 47–53. <https://doi.org/10.7575/AIAC.IJCLTS.V.5N.2P.47>
- Barut, E. (2022). İstatistiksel makine çevirisi ile nöral makine çevirisinin dilbilimsel parametrelerle karşılaştırılması: Google Translate. *Akdeniz Havzası Ve Afrika Medeniyetleri Dergisi*, 4(1), 103-118. <https://doi.org/10.54132/akaf.1116949>
- Cambedda, G., di Nunzio, G. M., & Nosilia, V. (2021). A study on automatic machine translation tools: A comparative error analysis between DeepL and Yandex for Russian-Italian medical translation. *Umanistica Digitale*, 5(10), 139–163. <https://doi.org/10.6092/issn.2532-8816/12631>
- Creswell, J. W., & Clark, V. L. P. (2017). *Designing and conducting mixed methods research*. Sage publications.
- Çetiner, C. (2019a). Makine çevirisi sonrası düzeltme işlemine (post-editing) yönelik kapsamlı bir inceleme. *RumeliDE Dil Ve Edebiyat Araştırmaları Dergisi*, 462-472. <https://doi.org/10.29000/rumelide.649333>
- Çetiner, C. (2019b). *The effect of post-editing on the attitudes and performance of translation students* (Yayımlanmamış Doktora Tezi). Gazi Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü, Ankara.
- Çetiner, C., & İşısağ, K. (2019). Undergraduate level Translation Students' attitudes towards machine translation post-editing training. *International Journal of Languages' Education and Teaching*, 7(1), 110-120.
- Dede, V. (2022). *Temporal and technical effort in post-editing compared to editing and translation from scratch* (Yayımlanmamış Yüksek Lisans Tezi). Hacettepe Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü, Ankara.
- Ekinci, S. (2022). *The effect of error annotation on post-editing effort and post-edited product: An experimental study on machine-translated subtitles of educational content* (Yayımlanmamış Yüksek Lisans Tezi). 29 Mayıs Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü, İstanbul.
- Esperança-Rodier, E., & Frankowski, D. (2021). DeepL vs Google Translate: Who's the best at translating MWEs from French into Polish? A multidisciplinary approach to corpora creation and quality translation of MWEs. *43rd Translating and the Computer Conference*, London, United Kingdom, s. 110-127.
- Gaspari, F., Toral, A., Naskar, S. K., Groves, D., & Way, A. (2014). Perception vs. reality: measuring machine translation post-editing productivity. In *Proceedings of the 11th Conference of the Association for Machine Translation in the Americas*, s. 60-72.
- Gouadec, D. (2007). *Translation as a profession*. John Benjamins Publishing.
- Hidalgo-Tertero, C. M. (2021). Google Translate vs. DeepL: analysing neural machine translation performance under the challenge of phraseological variation. *Monographs in Translation and Interpreting*, s. 154-177. <https://doi.org/10.6035/MonTI.2020.ne6.5>
- Jensen, K. T. H. (2009). Indicators of text complexity. *Copenhagen Studies in Language*, (37), 61-80.
- Koçer Güldal, B. & İşısağ, K. U. (2019). A comparative study on google translate: An erroranalysis of Turkish-to English translations in terms of the text typology of Katherina Reiss. *RumeliDE Dil ve Edebiyat Araştırmaları Dergisi*, (5), 367-376. <https://doi.org/10.29000/rumelide.606217>
- Koponen, M. (2012). Comparing human perceptions of post-editing effort with post-editing operations. In *Proceedings of the seventh workshop on statistical machine translation*, s. 181-190.

- Krings, H. P. (2001). *Repairing texts : empirical investigations of machine translation : post-editing processes*. Kent, Ohio & London: The Kent State University Press.
- McElhaney, T., & Vasconcellos, M. (1988). The Translator and the post-editing experience. *Technology as Translation Strategy*, Amsterdam and Philadelphia: John Benjamins, s. 140-148.
- Morán Vallejo, A. (2019). *The translation of Spanish agri-food texts into English and Italian using machine translation engines: A contrastive study*.
- Mossop, B. (2001). *Revising and editing for translators*. St. Jerome Pub.
- Mossop, B., Hong, J., & Teixeira, C. (2020). *Revising and editing for translators* (Fourth edition). Routledge, Taylor & Francis.
- O'Brien, S. (2006). *Machine-translatability and post-editing effort: an empirical study using translog and choice network analysis* (Yayımlanmamış Yüksek Lisans Tezi). Dublin City University, Dublin.
- Odacıoğlu, M. C. (2022). Makine çevirisi çıktılarının post-editing işleminde çevirmen adayları ve çevirmenlere bazı öneriler. *International Journal of Languages' Education and Teaching*, 10(3), 115-125. <https://doi.org/10.29228/ijlet.63373>
- Öcal, S. (2022). *Uluslararası ilişkilerde değişen güvenlik anlayışı ve Türkiye'nin siber güvenlik stratejileri* (Yayımlanmamış Yüksek Lisans Tezi). Trakya Üniversitesi, Edirne.
- Ramizoğlu, R. (2024). Modern makine çevirisi teknolojilerine yönelik bir karşılaştırma. *Uluslararası Türkçe Edebiyat Kültür Eğitim Dergisi*, 13(1), 126-137.
- Reifler, E. (1952). *Mechanical translation with a pre-editor, and writing for MT*. EARLYMT.
- Seçkin, S. (2022). The Attitudes of technical translators in Türkiye towards post-editing. *İstanbul Üniversitesi Çeviribilim Dergisi*(17), 135-150. <https://doi.org/10.26650/iujts.2022.1171110>
- Sungur, O. (2006). SPSS uygulamalı çok değişkenli istatistik teknikleri, Ş. Kalaycı (Ed.) *Korelasyon analizi*. Ankara: Asil Yayın Dağıtım Ltd. Şti.
- Şanverdi, H. İ., & Işıdan, A. (2021). Makine çevirisi: Türkçe-Arapça çeviri bağlamında Google ve Yandex çeviri örneği. *Söylem Filoloji Dergisi*, 6(1), 207-221. <https://doi.org/10.29110/soylemdergi.869080>
- Temizöz, Ö. (2013). Postediting machine translation output and its revision: subject-matter expert experts versus professional translators (Yayımlanmamış Doktora Tezi). Universitat Rovira i Virgili, Tarragona.
- Temizöz, Ö. (2016). Postediting machine translation output: Subject-matter experts versus professional translators. *Perspectives*, 24(4), 646-665. <https://doi.org/10.1080/0907676X.2015.1119862>
- Yaman, İ. (2023). DeepL Translate ve Google Translate sistemlerinin İngilizce-Türkçe ve Türkçe-İngilizce çeviri performanslarının karşılaştırılması. *Söylem Filoloji Dergisi*(Çeviribilim Özel Sayısı), 29-41. <https://doi.org/10.29110/soylemdergi.1187172>

Ekler

Ek 1. *Çalışmada kaynak metin olarak kullanılan tez özeti (Öcal, 2022)*

The decline of internet use to the level of individuals in the post-Cold War and post-September 11 period brought along new threats and risks as well as many benefits. In this new competitive environment called cyberspace, various threats and risks have begun to emerge for states and individuals. The fact that human beings become more and more dependent on cyberspace every day has triggered the need to be safe, which is one of the basic needs of individuals, and has led to security concerns in this area. In this competitive environment, there have been radical changes in the perceptions of traditional actors, as states continue to exist as the main actors, and non-state actors take their place in the environment. The bad intentions of some of the non-state actors involved in the system have led to concerns about security in cyberspace. The norm of being safe in cyber space has been of vital importance on the axis of individuals and the private sector, especially the public. In order to ensure the continuation of their existence in this environment, states are obliged to establish their own defense systems and to determine cyber security strategies and policies that can keep threats and risks under control before they occur in cyberspace dominated by chaos. At the stage of determining these strategies and policies, it is necessary to carry out activities related to increasing the level of national awareness and security capacity against possible cyber attacks and threats by making detailed analyzes of previous cyber attacks and evaluating them within the framework of their role and scope in the perspective of international relations. In addition, a thorough understanding of the main formations of the concept of cyber security will remove the confusion in the literature and provide a clearer understanding of the concept of cyber security. Detailed analysis of the causes and consequences of cyber incidents will reveal how important the cyber security element is in the discipline of international relations. Establishing the national cyber security ecosystem by understanding the cyber security policies and strategies made at the level of international organizations and states more clearly should be among the primary objectives of the states in the field of cyber security. In this framework, in this study, Turkey's national cyber security strategies and policies will be analyzed in the axis of the changing perception of security in international relations.

