

Yapay Zekâ Maliyetleme Yöntemi[®]Mert ÖNCEL* **Özet**

Geleneksel maliyetleme yöntemleri, kitle üretiminin ortaya çıkışından XX. yüzyılın sonlarına kadar mamul maliyetlerinin belirlenmesinde ihtiyacı karşılamıştır. Toplam maliyetler içinde genel üretim giderleri payının artması ile birlikte maliyet yapısının değişmesi ve üretim proseslerinin gelişmesi gibi sebeplerle geleneksel yöntemler yetersiz kalmaya başlayınca modern maliyetleme yöntemleri ortaya çıkmıştır. Günümüzde ise yapay zekâ uygulamaları, hayatın neredeyse her alanına girdiği gibi üretim faaliyetlerinde de önemli bir yer edinmiştir. Bu uygulamaların, işletmelerin mamul birim maliyetlerinin belirlenmesinde de etkin bir rol oynaması beklenen bir durumdur. Çalışmanın amacı, yapay zekanın, var olan maliyetleme yöntemlerinin dışında, kendi prensipleriyle birlikte bağımsız bir maliyetleme yöntemi oluşturup oluşturamayacağının araştırılmasıdır. Çalışmada öncelikle kolay kullanılabilen ChatGPT, Claude, Copilot, DeepSeek ve Gemini yapay zekâ sohbet programlarından yapay zekâ maliyetleme ile ilgili bilgiler alınarak teorik altyapı oluşturulmuştur. Sonrasında ise bu programlara bir örnek uygulama sorusu sorularak mamul birim maliyetlerini belirlemeleri istenmiştir. Gerçek hayatta bir işletmenin kuracağı karmaşık yapay zekâ maliyetleme sisteminin basit bir temsilcisi olarak bu programların bile belirli bir noktaya kadar hesaplamaları doğru şekilde yaptıkları görülmüştür. İşletmelerin bir maliyetleme sistemine ihtiyaç duyma sebeplerine göre de değerlendirilen yöntemin mevcut maliyetleme yöntemlerine bir alternatif oluşturabileceği düşünülmektedir.

Anahtar Kelimeler: Yapay Zekâ, Chatbotlar, Maliyetleme Yöntemleri, Birim Maliyet.

Artificial Intelligence Costing Method**Abstract**

Traditional costing methods met the need for determining product costs from the emergence of mass production until the end of the 20th century. When traditional methods became inadequate due to reasons such as the change in the cost structure and the development of production processes along with the increase in the share of general production expenses in total costs, modern costing methods emerged. Today, artificial intelligence applications have entered almost every area of life and have gained an important place in production activities. It is expected that these applications will play an active role in determining the product unit costs of businesses. The aim of the study is to investigate whether artificial intelligence can create an independent costing method with its own principles, apart from existing costing methods. In the study, first of all, information about artificial intelligence costing was obtained from the easy-to-use ChatGPT, Claude, Copilot, DeepSeek and Gemini artificial intelligence chat programs and the theoretical infrastructure was created. Then, these programs were asked a sample application question and asked to determine product unit costs. It was seen that even these programs, as a simple representative

[®] Bu çalışma, 13. Uluslararası Zeugma Bilimsel Araştırmalar Kongresi'nde sunulmuş ve bildiri kitabında "özet metin bildirisi" olarak yer almıştır.

* Dr. Öğr. Üyesi, Ordu Üniversitesi Ünye İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi İşletme Bölümü, mertoncel@gmail.com, ORCID: 0000-0003-0936-4487

of the complex artificial intelligence costing system that a business would establish in real life, made calculations correctly up to a certain point. It is thought that the method, which is evaluated according to the reasons why businesses need a costing system, can be an alternative to existing costing methods.

Keywords: Artificial Intelligence, Chatbots, Costing Methods, Unit Cost.

1. Giriş

Sanayi Devrimi sonrasında üretim teknikleri gelişmiş ve işletmeler aynı mamulden çok fazla miktarlarda üretir konuma gelmişlerdir. Bu dönemde emek yoğun üretim yapıldığından, yüksek direkt işçilik giderlerinin yanında düşük tutarlarda kalan genel üretim giderlerinin mamullere dağıtılmasında geleneksel maliyetleme yöntemleri yeterli görülmemiştir. Zamanla teknoloji yoğun olacak şekilde farklı üretim yöntemlerinin uygulanmaya başlanması, mamul çeşitliliğinin sağlanması ve genel üretim giderlerinin toplam maliyetler içindeki ağırlığının artması gibi sebeplerle geleneksel yöntemler maliyetleme konusunda yetersiz görülmeye başlanmıştır (Okan Gökten, 2018: 886).

Fabrikadaki endirekt giderlerin büyük kısmının makinelerle ilgili olduğu tespit edilerek makine saatine göre mamullere yapılacak bir dağıtım, makinelerle ilgili olmayan genel gider kısmının da bu kritere göre ve de doğru olmayan bir biçimde mamullere aktarılmasına sebep olmaktadır. Kaldı ki verim farklılıklarından dolayı makinelerle ilişkin giderlerin makine saatlerine göre dağıtımında da gereğinden fazla veya az gider yüklenmesi sonucu doğabilecektir (Büyükmirza, 2019: 799-800). Geleneksel maliyetleme yöntemlerine getirilen en büyük eleştirilerden biri, popüler bir gider dağıtım anahtarı olan direkt işçilik giderlerinin, teknoloji yoğun üretimin yaygınlaşmasıyla birlikte önemini yitirdiği ve hatalı dağıtım sonuçlarına yol açtığıdır. Değişen üretim ve gider yapısıyla birlikte yeni maliyetleme ve maliyet yönetim sistemleri ortaya çıkmıştır. Bu sistemler faaliyetler, mamul yaşam seyri, yönetim raporları ve teknoloji maliyetlerinin doğrudan mamullere yansıtılması gibi konulara yoğunlaşmıştır (Karakaya, 2014: 708-709).

Günümüzün heyecan yaratan teknolojik gelişimi de yapay zekâ olarak göze çarpmaktadır. Yapay zekâ bilimden sanata kadar insan hayatındaki pek çok alana etki eden uygulamalara sahiptir. İşletmelerin üretim proseslerinde de kullanılan yapay zekanın üretim maliyetlerini hesaplaması da beklenebilecek bir durumdur. Söz konusu hesaplama iki şekilde gerçekleştirilebilir. Birincisi, yapay zekanın var olan bir maliyetleme yöntemini (ya da yöntemlerin karmasını) kullanarak hesaplama yapmasıdır. İkincisi ise yapay zekanın kendine özgü, orijinal bir yöntemle (gerçek maliyetlerin takip edilmesi vb.) üretim maliyetlerini hesaplamasıdır.

Çalışmada bir maliyetleme yönteminin sahip olması gereken temel nitelikler ortaya konulmuş, sonrasında da yapay zekanın kendince ne şekilde bir maliyetleme yöntemi oluşturabileceği konusu irdelenmiştir. Bunun için kullanımı kolay ve popüler yapay zekâ sohbet programlarından olan ChatGPT, Claude, Copilot, DeepSeek ve Gemini’ın görüşü alınmıştır.

2. Literatür Taraması

Yurtiçi ve yurtdışındaki literatür tarandığında yapay zekanın maliyetleme ile ilişkisini araştıran çalışmaların “maliyet tahminlemesi” konusunda yoğunlaştığı görülmektedir. Bu çalışmaların başlıcaları aşağıda özetlenmiştir.

Chou ve diğerlerinin (2010) çalışmasında TFT-LCD ekranların maliyetlerini tahmin etmek için çoklu regresyon analizi, yapay sinir ağları, vaka tabanlı muhakeme ve hibrit zekâ yöntemlerinin güvenilirliği değerlendirilmiştir. Bunlardan hibrit zekâ yaklaşımının, satış fiyatları belirlenirken karar vericilerin göz önünde bulundurmaları gereken etkili bir tahmin tekniği olduğu deneysel olarak kanıtlanmıştır.

Bisen ve Dikmen (2012), inşaat projelerinin

ÖNCEL, M. “Yapay Zekâ Maliyetleme Yöntemi”

bütçelendirilmesinde maliyet tahmininin zorluğuna dikkat çekerek, bu alanda yapay zekâ yöntemlerinin kullanılmasını konu edinmişlerdir. Tahmini zorlaştıran belirsizliklerin yapay zekâ yöntemleri ile tespit edilmesinin uygulanabilir olduğu sonucuna varmışlardır.

Çalışmasında yarı iletken ürünlerin maliyetlerini tahmin etmedeki zorluklara dikkat çeken Chen (2013), alan uzmanlarından oluşan bir gruptan kendi bulanık sinir ağlarını kullanarak bu tahminleri yapmalarını istemiştir. Önerilen bu yapay zekâ yaklaşımının etkinliği bir vaka çalışmasıyla gösterilmiştir.

Baral ve Aslan (2017), belirsizlik koşullarında doğru maliyet tahminlemesi yapabilmek için bilgisayar destekli bulanık mantık programları kullanmışlardır. Çalışma sonucunda fiili değere %9 hata payı ile yaklaşan bulanık mantık yaklaşımı, kabul edilebilir düzeyde ve başarılı bulunmuştur.

Kamu inşaat ihalelerinde yaklaşık maliyetin belirlenmesini konu edinen Dobrucalı ve Demir (2017), kamu kurumları açısından yaklaşık maliyet bedeli, ihale katılımcıları açısından ise teklif tutarının belirlenmesi için yapay zekâ tekniğinin uygulanabilirliğini tartışmışlardır. 2011-2016 yılları arasındaki kamu ihaleleri verileri genetik algoritma programı ile analiz edilmiş ve yapılan yaklaşık maliyet tahmininin %98 oranla gerçeğe yakın çıktığı görülmüştür.

Juszczyk (2017) çalışmasında inşaat işlerinin maliyet tahminine yönelik yapay zekâ araçlarına dayalı yaklaşımın fırsat ve zorluklarını tartışmayı amaçlamıştır. Yazarın önerisi, parametrik olmayan maliyet tahmini ve yapay sinir ağlarının kullanılmasıdır. Makale, önerilen yaklaşımın uygulanabilirliğinin tartışmasını içermektedir.

Elmouselami (2019), maliyet etkenlerini belirlemek için kullanılan nitel ve nicel prosedürleri ile maliyet tahmin modellemesinde kullanılan bulanık mantık, yapay sinir ağları, durum tabanlı muhakeme, diksiyon ağacı, rastgele orman, destekleyici vektör makinesi, AdaBoost, ölçeklenebilir güçlendirme ağaçları, genetik algoritma ve evrimsel hesaplama gibi pek

çok yapay zekâ tekniğini gözden geçirmiştir. Ulaştığı sonuç, ölçeklenebilir güçlendirme ağaçlarının maliyet tahmininde en güvenilir yapay zekâ yöntemi olduğunu ortaya koymaktadır. Çalışma ayrıca güvenilir bir parametrik maliyet modeli geliştirmek için gereken kapsamlı bilgiyi de sağlamaktadır.

İnşaat sektöründeki işlerin başarılı bir şekilde tamamlanması için uzmanlık gerektiren maliyet tahmininin hayati olduğuna dikkat çeken Wang ve diğerleri (2021), sektör maliyetlerinin tahmini için “gri geri yayılım sinir ağlarına” dayalı bir model oluşturmuşlardır. MATLAB programıyla test edilen modelin ortalama hatası %2,33 çıkmıştır.

Du (2021) çalışmasında, bir inşaat projesi maliyet simülasyon sistemine yapay zekanın entegre edilmesini konu almıştır. Deneysel araştırmanın sonuçları, önerilen modelin inşaat projelerinin maliyetlendirilmesinde önemli bir rol oynayacağı yönündedir.

Yoo ve Kang (2021), yapay zekâ kullanılarak üç boyutlu bilgisayar destekli tasarım modelleri için bir üretim maliyet tahmin süreci önermeyi amaçlamışlardır. Önerilen derin öğrenme modeli, bilgisayar sayısal kontrolü ile işlenmiş parçaların üretim maliyetinin yüksek öngörülebilirliğe sahip olduğu sonucuna ulaşılmıştır.

Hastalıkların teşhisinde yapay zekâ modellerinin sağlık hizmeti sağlayıcıların iş yükünü önemli ölçüde azaltacağından bahseden Erion ve diğerleri (2022), az sayıda veri ve düşük maliyet ile doğru tahminler yapabilecek CoAI (Maliyet Farkında AI) çerçevesini geliştirmişlerdir. Yöntemin veri toplama süresini %90 oranında azaltılabileceği, ayrıca sınırlı zaman ve kaynak ile yapılması gereken hasta bakımlarını önemli ölçüde iyileştirebileceği sonuçlarına ulaşmışlardır.

Aslam ve diğerleri (2023), gelişmekte olan ülkelerde dalgalanan fiyatlar nedeniyle belirlenmesi zor olan yapı malzemeleri inşaat maliyet endeksini tahmin etmek için yeni bir yaklaşım sunmuşlardır. Pakistan’daki endeksi tahmin etmek ve proje bütçelerinin doğru bir

ÖNCEL, M. “Yapay Zekâ Maliyetleme Yöntemi”

biçimde tahmin edilmesine yardımcı olmak için modifiye edilmiş yapay sinir ağı, zaman serisi ve doğrusal regresyon yöntemleri kullanılmıştır. Söz konusu yapay sinir ağı modelinin diğer yöntemlerin önüne geçtiği ve tahminde üstün başarı sağladığı sonucuna varılmıştır.

Maliyet tahmininin doğruluğunu ve proje yönetim verimliliğini artırmak için faaliyet tabanlı maliyetleme yöntemine yapay zekanın entegrasyonunu araştıran Judijanto (2024), gerçek zamanlı maliyet optimizasyon önerileri sağlayan bir model geliştirmiştir. Yapılan vaka analizi sonuçları önerilen modelin tahmin doğruluğunu %30 oranında artırdığı ve maliyet analiz süresinin de geleneksel faaliyet tabanlı maliyetleme yöntemine kıyasla %40 azaldığını göstermiştir.

Görüldüğü gibi bir işletmenin fiili üretim maliyetinin yapay zekâ ile belirlenmesi konusunu ele alan çalışma sayısı fazla değildir. Bunun içindir ki bu çalışmanın literatüre farklı bir soluk getirerek yeni bir çalışma alanı açması beklenmektedir.

3. Maliyetleme Yöntemlerinin Temel Özellikleri

Rekabet düzeyi ve mamul çeşitliliğinin artışı, genel üretim maliyetlerin artışı, faaliyetlerin karmaşıklaşması ve teknolojinin gelişimi gibi çeşitli sebeplerle yıllar içerisinde geleneksel maliyetleme yöntemleri yetersiz kalmaya başlamıştır. Geleneksel yöntemler faaliyet işleyişlerini, sürelerini ve kapasite faktörünü dikkate almayarak tutarlı bir maliyet bilgisi sunamamıştır (Akbulut ve Gençtürk, 2021: 437). Geleneksel yöntemlere yöneltilen bu eleştiriler yeni ve modern maliyetleme yöntemlerinin literatüre girmesini sağlamıştır. Bunların ilki, 1980’lerde ortaya atılan Faaliyet Tabanlı Maliyetleme (FTM) yöntemidir. FTM, daha sonra geliştirilen Zaman Esaslı Faaliyet Tabanlı Maliyetleme (ZFTM) ve Kaynak Tüketim Muhasebesi (KTM) gibi alternatif yöntemlere de esas teşkil etmiştir (Kargın, 2013: 36-37).

Maliyetleme yöntemlerinin temel amacı olan birim mamul maliyetini belirlemeye odaklanmayan, işletmedeki maliyet kalemlerinin

kontrol altında tutulmasını (maliyet yönetimini) sağlamayı amaçlayan stratejik yöntemler de zaman içinde türetilmiştir. Bunlara örnek olarak da Hedef Maliyetleme, Kaizen Maliyetleme, Kalite Maliyetleri Yönetimi, Benchmarking ve Balanced Scorecard gibi yöntemler verilebilir.

Maliyetleme yöntemi, işletmenin üretim özellikleri dikkate alınarak maliyet unsurlarının toplu bir şekilde hesaplanması işlevini yerine getirmektedir. Her yöntem farklı amaca hizmet etmekte, bu yüzden de işletmenin kendine uygun maliyetleme yöntemine sahip olması zor olabilmektedir. İşletmenin uygun maliyetleme sistemi oluşturması sürecinde hangi giderlerin ürün maliyeti kapsamına gireceği, ürün maliyetinin hangi detaylarda izleneceği, endirekt giderlerin organizasyon şekli ve endirekt giderlerin ürünlere dağıtım şeklinin nasıl olacağının kararlaştırılması önem arz etmektedir (Özçelik, 2019: 608-613).

Maliyetleme işlemlerinde temel amaç maliyetlere sebep olan kaynakların tüketim miktarlarının ölçülmesidir. Bu ölçüm ile işletme yöneticileri performans değerlemesinde bulunmakta, planlama faaliyetlerinde bu ölçümleri esas almakta ve alternatif yöntemlerin sonuçları hakkında da yorum yapılabilmektedir. Yeterli bir maliyetleme sistemine sahip olunması için o sistemin ihtiyaç duyduğu maliyet bilgisine erişimin kolay olması, ürün maliyetlerinin gerçeğe yakın bir biçimde doğrulukla hesaplanması, sürdürme maliyetlerinin kabul edilebilir düzeylerde olması, amaca ve iş modeline uygun olması, fayda-maliyet analizini yansıtması, tutarlı ve karşılaştırılabilir bilgi üretmesi ve de denetlenebilir olması gerekmektedir (Özçelik, 2019: 609-612).

İşletmeler aşağıdaki fonksiyonları gerçekleştirebilmek için maliyetleme veya maliyet kontrolü yöntemlerine ihtiyaç duymaktadırlar (Kaplan ve Cooper, 1998: 2-25):

- Envanter değerlendirme ve satılan malların maliyetinin ölçülmesi;
- Faaliyet, ürün, hizmet, organizasyon birimleri ve müşteri maliyetlerinin tahmin

ÖNCEL, M. “Yapay Zekâ Maliyetleme Yöntemi”

edilmesi;

- Yöneticilere süreç verimliliği hakkında geri bildirim sağlanması ve yönetim kararları alınmasına yardımcı olması;
- Kontrolleri altındaki süreçlerin sürekli olarak iyileştirilmesi;
- Organizasyon bütçelerinin temelinin oluşturulması;
- Kabul edilebilir sınırın üzerindeki bozuk mamul ve fire maliyetlerinin tespit edilmesi;
- Tahmini ve fiili maliyetler arasındaki sapmaların analiz edilmesi;
- Finansal tabloların raporlanması için gereken basitlik, nesnellik ve denetlenebilirliğin sağlanması.

Çalışmada, yapay zekâ uygulamalarının yukarıda sayılan maliyetleme yöntemi fonksiyonları bağlamında yapabilecekleri irdelenecektir. Geleneksel maliyetleme, FTM ve KTM gibi maliyet hesaplama yöntemlerine yapay zekâ tarafından bir alternatif oluşturup oluşturulamayacağı bu çalışmanın ana amacı konumundadır.

4. Yapay Zekâ Maliyetleme Modeli

Yapay zekâ alanındaki gelişmelerle birlikte özellikle beyaz yakalı çalışanların yaptıkları işler zamanla otomatik olarak yapılır hale gelecektir. Faaliyetlerin etkinliği ve maliyet tasarrufu gibi sebeplerle işletmelerde tercih sebebi olan dijitalleşme ve yapay zekâ uygulamaları, kâğıt-kalem uğraşında olan muhasebe departmanını da bilgisayar ve yazılım ile çalışır hale getirmiştir. Artık günlük defter kayıtlarının büyük defterlere aktarılması, finansal tabloların oluşturulması ve analiz edilmesi bilgisayarlar ve yapay zekâ tarafından gerçekleştirilebilmektedir. Hatta günümüzde faturaların doğrudan yapay zekâ tarafından muhasebe kayıtlarına aksettirilmesi uygulamalarına da rastlanmaya başlanmıştır (Gacar, 2019: 391-392). Durum böyleyken işletmenin ürün maliyetlerinin de gerekli verilerin yapay zekâ tarafından takibi sayesinde otomatik olarak hesaplanıp hesaplanmayacağı merak

konusudur.

Yapay zekâ uygulamalarının kullanım kolaylığına sahip modellerinden olan OpenAI’in ChatGPT 4’üne, Anthropic’in Claude 3.5 Sonnet’ine, Microsoft’un Copilot’una, Google’ın Gemini 2.0 Flash’ına ve DeepSeek R1-V3’üne, “Adına Yapay Zekâ Maliyetleme diyebileceğimiz orijinal bir maliyetleme yöntemi açıklayabilir misin?” şeklinde yöneltilen soruya alınan cevapta aşağıdaki ifadeler bulunmaktadır:

Yapay zekâ maliyetleme modeli, geleneksel maliyetleme yaklaşımlarını yapay zekanın öğrenme, tahmin ve optimizasyon gücüyle birleştiren, özellikle dinamik ve karmaşık maliyet yapısına sahip işletmeler için tasarlanmış yenilikçi bir sistemdir. İşletme faaliyetlerini gerçek zamanlı olarak analiz ederek maliyet unsurlarını ve dağılımlarını dinamik bir şekilde optimize eden bir yöntemdir (chatgpt.com). Diğer bir ifadeyle yapay zekâ maliyetleme, geleneksel maliyetleme yöntemlerinin ötesine geçerek, yapay zekâ algoritmalarının gücünü kullanarak daha doğru, hızlı ve kapsamlı maliyet tahminleri sunan bir yaklaşım olarak tanımlanabilir (copilot.microsoft.com; deepseek.com).

Yapay zekâ maliyetlemenin temel özellikleri aşağıdaki gibidir (chatgpt.com; claude.ai; copilot.microsoft.com; deepseek.com; gemini.google.com):

- Veri analitiği (veri odaklılık): Hammadde, işçilik ve genel üretim maliyetleri, tedarik zinciri, müşteriler ve satışlar ile ilgili maliyetler gibi pek çok alanda toplanan büyük miktarda veri analiz edilir. Bunun sonucunda maliyetleri etkileyen faktörler arasındaki karmaşık ilişkiler ve maliyetlerin kök nedenleri ortaya çıkarılır.
- Makine öğrenimi ve tahmin gücü: Makine öğrenimi ile benzer faaliyetler kümelendirilir, regresyon analizi yapılarak maliyet faktörlerinin etkisi modellenir, zaman serisi analizi yapılarak gelecekteki maliyet tutarları tahmin edilir ve anomali tespiti yapılarak da maliyet sapmaları gerçek zamanlı olarak belirlenir. Algoritmalar veri değişimlerine adapte olarak tahmin doğruluğunu artırır ve karar verme süreçlerini

ÖNCEL, M. “Yapay Zekâ Maliyetleme Yöntemi”

güçlendirir.

- Otomasyon: Algoritmalar, maliyetleri faaliyet ve ürünlere doğru şekilde tahsis etmek için optimizasyon tekniklerinden yararlanır. Böylece hangi ürünlerin daha kârlı olduğu hızlı bir şekilde görülebilir. Maliyet hesaplama süreçlerinin otomasyonu insan hatasını azaltarak verimliliği artırabilecektir.

- Esneklik: Maliyet ve faaliyetlerdeki değişimlerle birlikte sistem kendini sürekli olarak güncelleyecek ve yeniliklere ayak uyduracaktır. Örneğin enerji maliyetleri arttığında yapay zekâ analiz edip üretim süreçlerini yeniden şekillendirebilecektir. Benzer şekilde, üretim verimliliği değiştiğinde birim maliyet otomatik olarak yeniden hesaplanacaktır. Sistem, işletmenin sektör yapısına ve özel ihtiyaçlarına göre de özelleştirilebilecektir.

Yukarıda kendine özgü temel özellikleri sayılan modelin bu özellikleri hayata geçirme süreci ise şu şekilde özetlenebilir (chatgpt.com; claude.ai; copilot.microsoft.com; deepseek.com; gemini.google.com):

- Verilerin kurumsal kaynak planlama (ERP) ve muhasebe sistemlerine entegre sensörler aracılığıyla sürekli toplanması;
- Algoritmaların temel maliyet kalıplarını öğrenerek bir model oluşturması;
- Üretim sırasında gerçek zamanlı izlenen maliyetlerdeki sapmaların anında raporlanması;
- Maliyetleri düşürebilmek için yapılacak iyileştirmeleri belirlemek için simülasyon ve optimizasyon tekniklerinin kullanılması;
- Kapsamlı raporlarla ürün veya müşteri bazında karlılık analizleri yapılması.

Modern çağın gereksinimi olarak ortaya çıkan yapay zekâ maliyetleme, şüphesiz ki sağladığı otomasyon ile birlikte işletmelere birtakım yararlar sağlayacaktır. Yapay zekâ maliyetleme modelinin yararları aşağıda özetlenmiştir (chatgpt.com; claude.ai; copilot.microsoft.com; deepseek.com; gemini.google.com):

- Gerçek zamanlı ve dinamiktir; değişen maliyet unsurlarına hızlıca adapte olur.
 - Daha doğru tahminler ile geleceği öngörmeyi kolaylaştırır.
 - Maliyet analizlerini otomatikleştirerek karar verme süreçlerinin hızlanmasına yardımcı olur.
 - Maliyet dalgalanmalarını daha iyi tahmin ederek riskleri yönetmeye yardımcı olur.
 - Maliyet şeffaflığı sağlar; hangi ürünün hangi kaynaktan ve ne kadar maliyet ürettiği net bir şekilde görülür.
 - Potansiyel maliyet tasarruf fırsatlarını belirleyerek maliyet optimizasyonu sağlar.
 - Özelleştirilebilirdir; işletmeye özgü maliyet faktörleri sisteme kolayca eklenebilir.
 - Yeni ürünlerin maliyetlerini daha doğru bir şekilde tahmin ederek ürün geliştirme süreçlerini iyileştirir.
 - Verimsiz faaliyetler anında tespit edilip iyileştirilir; böylece israf azaltılabilir.
- Açıklanan faydalarının yanı sıra, her yöntemde olduğu gibi yapay zekâ maliyetleme yöntemi de birtakım zorlukları bünyesinde barındırmaktadır. Yöntemin kurulması ve uygulanması sırasında işletmelere çıkarabileceği temel zorluklar aşağıda sıralanmıştır (chatgpt.com; claude.ai; copilot.microsoft.com; deepseek.com; gemini.google.com):
- Yöntemin ihtiyaç duyduğu büyük miktarda verinin toplanması ve hazır hale getirilmesi maliyetli olabilmektedir.
 - Büyük yapay zekâ modellerinin eğitilmesi büyük miktarda grafik işlemci ünitesi ve yüksek enerji tüketimi gerektirmektedir.
 - Yapay zekâ geliştirebilmek yüksek düzeyde teknik bilgi ve uzmanlık gerektirmektedir.
 - Yöntemde kullanılacak lisans ve yazılımların maliyeti de yüksek olabilir.

ÖNCEL, M. “Yapay Zekâ Maliyetleme Yöntemi”

- Yapay zekâ modellerinin güncellenmesi ve periyodik bakımlarının yapılması da ek maliyet doğurmaktadır.
- Uygulamalar için gerekli bulut servisler, sunucular ve veri merkezleri gibi altyapı teknolojileri de yüksek maliyetler gerektirebilmektedir.
- İşletme ölçeği büyüdükçe uygulama maliyetleri bir hayli artabilmektedir.
- Yönteme başlangıçta yapılan yatırımın karşılığının alınması zaman gerektirebilir.
- Yapay zekâ alanındaki gelişimlerin çok hızlı olması sistemin eskimesine yol açabilir.

Buraya kadar temel özellikleri, uygulama süreci, fayda ve zorlukları açıklanan yapay zekâ maliyetleme yönteminin somutlaştırılması daha faydalı olacaktır. Bunun için de yine söz konusu iki farklı yapay zekâ programına bir maliyetleme problemi yöneltmiş ve sonucu yapay zekâ maliyetleme modeline göre oluşturması istenmiştir.

5. Yapay Zekâ Maliyetleme Örnek Uygulaması

Çalışmanın araştırma sorunu, gitgide gelişmekte olan yapay zekâ uygulamaları, işletmelerin mamul maliyetlerinin belirlenmesinde günümüzde kullanılan yaklaşımlara bir alternatif oluşturabilir mi? şeklindedir. Bu çalışmada amaç, “yapay zekâ maliyetleme” adı verilebilecek yöntemin tıpkı geleneksel maliyetleme, faaliyet tabanlı maliyetleme ve diğer çağdaş maliyetleme yöntemleri gibi özgün çıktılar üretip üretmeyeceğinin ve literatüre girmeye değer olup olmadığının incelenmesidir.

Bu noktada şunu da belirtmek gerekir ki, bu çalışma “gelecekteki maliyet tutarlarının tahmin edilmesi” konulu, geçmiş maliyet veri setlerinden hareketle analiz yapılarak yapay zekâ uygulamalarının tahmin tutarlılığının ölçüldüğü çalışmalardan biri değildir. Bu çalışmada belirtilen yapay zekâ maliyetleme yöntemi, çeşitli sistemler aracılığıyla bir işletmede uygulandığında zaten tüm maliyet verileri hatasız ve anlık olarak kontrol edilebilecektir. Geçmiş

verileri hatasız bir şekilde toplayan yapay zekanın ilerleyen dönemlerdeki parametreleri tahmin ederek gelecekteki maliyet düzeyini de öngörmesi, bu sistemin alt bileşenlerinden biri olacaktır.

Çalışmada kolay ulaşılabilen beş farklı yapay zekâ sohbet uygulaması kullanılmıştır. Elbette ki gerçek hayatta işletmeler yapay zekâ sohbet uygulamalarını açıp maliyet tutarlarını sormayacaklardır. Bu uygulamaların burada ele alınmasının sebebi, kolay ulaşılabılır olmaları ve yapay zekâ maliyetleme yönteminin altyapısı için kendilerine danışılmasıdır. Şüphesiz ki gerçek hayatta işletmeler yüksek maliyetli, ileri seviye algoritmalar kullanan, çok sayıda ekipmana sahip yapay zekâları kullanacaklardır.

Çalışmada nitel araştırma yöntemlerinden “yorumlayıcı eylem araştırması” modeli kullanılmaktadır. Bir örnek olay seçilerek, ele alınan yöntemin işletmelerin maliyetleme uygulamalarında kullanışlı olup olmadığı araştırılmaktadır. Örnek uygulamanın ek verilerden önce, faaliyet tabanlı maliyetleme ile hesaplanan kısmı Büyükmirza (2019)’dan alınmıştır.

Örnek: Bir işletme A ve B mamullerini, montaj esas üretim yeri ve hammadde ambarı yardımcı hizmet yerini kullanarak üretmektedir. Mayıs ayı üretim giderleri Tablo 1’deki gibidir. Mayıs ayı üretimi ise A ve B mamulünün her ikisinden de 5.000’er adettir.

Tablo 1. Mayıs Ayına İlişkin Üretim Giderleri

Giderler	Montaj bölümü		H.madde ambarı	Toplam
	A mamulü	B mamulü		
Direkt ilk madde ve malzeme	400.000	400.000	---	800.000
Direkt işçilik gideri	200.000	200.000	---	400.000
Endirekt işçilik gideri	---	---	300.000	300.000
Kira	---	---	400.000	400.000
Amortisman	---	---	100.000	100.000
Toplam	600.000	600.000	800.000	2.000.000

Kaynak: Büyükmirza, 2019.

ÖNCEL, M. “Yapay Zekâ Maliyetleme Yöntemi”

Hammadde ambarındaki faaliyetler ve giderlerin bu faaliyetlere yükleme ölçütleri Tablo 2’deki gibidir. Endirekt işçi ücretleri ve demirbaş amortismanı bilindiğinden, tablodaki gibi doğrudan faaliyetlere aktarılacaktır. 400.000 TL’lik kira gideri ise tablodaki m² cinsinden alan büyüklüğüne göre dağıtılacaktır.

Tablo 2. Mayıs Ayına İlişkin Faaliyetler Ve Giderlerin Faaliyetlere Yükleme Ölçüleri

Faaliyet yükleme ölçütleri	Faaliyetler			
	H.madde teslim alma	H.madde test ve muayene	H.madde depolama	Toplam
Endirekt işçi ücretleri (₺)	60.000	140.000	100.000	300.000
Kira (m ²)	2.000	4.000	14.000	20.000
Demirbaş amortismanı (₺)	10.000	70.000	20.000	100.000

Kaynak: Büyükmirza, 2019.

Son olarak A ve B mamullerinin söz konusu faaliyetlerden yararlanma derecesi Tablo 3’teki gibidir.

Tablo 3. Faaliyet Giderlerinin A Ve B Mamullerine Yükleme Ölçüleri

Mamullere yükleme ölçütleri	A mamulü	B mamulü	Toplam
Hammadde teslim alma (teslim alınan parça adedi)	280.000	160.000	440.000
Hammadde test ve muayene (test edilen parça adedi)	13.000	16.000	29.000
Hammadde depolama (stoktaki parça adedi)	40.000	60.000	100.000

Kaynak: Büyükmirza, 2019.

Tüm bu veriler ışığında bize kendine has “yapay zekâ maliyetleme” yöntemiyle A ve B mamullerinin birim maliyetlerini hesaplayabilir misin?

Soru bu şekilde sorulduğunda yapay zekâ da geleneksel veya faaliyet tabanlı maliyetleme yöntemlerindeki işlemleri uygulamaktadır.

Çünkü yapay zekanın elinde farklı bir veri bulunmamaktadır. Zaten yapay zekanın farklılığı da bu noktada kendini göstermektedir. Çeşitli yazılımlar, sensörler, algoritmalar vb. yardımıyla daha çok veri toplayıp gerçeğe daha yakın bir maliyetleme yapması beklenmektedir. Giderleri yüzeysel şekilde dağıtmakla kalmayıp, veriler arasındaki etkileşimi dikkate alarak sonuca gidebilecektir.

Yapay zekanın eklenmesini tavsiye ettiği veriler, işlem süreleri, verimlilik oranları, makine kullanım süreleri, hammadde kayıpları, enerji tüketimi, sezonluk dalgalanmalar, fire miktarı ve her mamul ya da faaliyet için kullanılan kaynak tutarı gibi verilerdir (chatgpt.com; copilot.microsoft.com).

Yukarıdaki verilere, geleneksel ve faaliyet tabanlı maliyetleme yöntemlerinin hesaplamalara dahil etmediği birkaç veri daha eklenmiştir. Bu sayede yapay zekâ maliyetleme yönteminin pek çok veriyi toplayarak daha gerçekçi bir birim maliyet tutarı ortaya koymadaki yeteneği test edilmiştir. Eklenen veriler şunlardır:

- Mayıs ayında fabrika içindeki çalışma saatlerinin yapay zekâ tarafından ölçümünde, genel elektrik kesintisi sebebiyle A mamulünün üretiminde çalışan direkt işçilerin fabrikada bulundukları sürenin %86’sını, B mamulü üretiminde çalışan direkt işçilerin ise sürenin %90’ını makine başında üretimde geçirdikleri tespit edilmiştir.

- Yapay zekâ destekli analizlerde, A mamulünün hammaddesinde %4’lük, B mamulünün hammaddesinde ise %2,5’lik kayıp (fire) yaşanmıştır. Normal kabul edilen fire oranı %2’dir.

- Yapay zekâ kontrollerinde hammadde ambarındaki demirbaşların A mamulü ile ilgili olanlarında %10’luk, B mamulü ile ilgili olanlarda ise %15’lik verim kaybı tespit edilmiştir. Kaybın sebebi, direkt işçilik giderlerinde olduğu gibi, genel elektrik kesintisidir.

Normal fireyi aşan hammadde maliyeti,

ÖNCEL, M. “Yapay Zekâ Maliyetleme Yöntemi”

işletmenin kontrolünde olmayan elektrik kesintisinden kaynaklanan verimsiz işçiliğin ve verimsiz demirbaş çalışmasının amortisman maliyeti diğer olağandışı gider ve zarar sayılmakta ve mamul maliyetine dahil edilmemektedir.

Tüm bu veriler ışığında, verimsiz işçilik maliyeti, normal aşan hammadde fire maliyeti ve verimsiz demirbaş amortisman maliyetini de hesaplamalara dahil ederek bize kendine özgü ”yapay zeka maliyetleme” yöntemiyle A ve B mamullerinin birim maliyetlerini hesaplayabilir misin?

Yapay zekâ sohbet uygulamalarına sorulan soru yukarıda görüldüğü gibidir.

Ek veriler dahil edildiğinde, verimsiz direkt işçilik, hammadde fireleri ve verimsiz demirbaş amortismanından dolayı A mamulünün toplam maliyetinden sırasıyla 28.000 TL, 8.000 TL ve 36.000 TL düşülerek doğrudan olağan dışı gider ve zararlara kaydedilecektir. B mamulü için ise olağan dışı gider ve zarara yazılacak bu tutarlar, yine sırasıyla 20.000 TL, 2.000 TL ve 66.000 TL’dir.

Öncelikle, ek veriler olmadan FTM ile yapılan hesaplamalarla A ve B mamullerinin birim maliyetleri sırasıyla 192 TL/adet ve 208 TL/adet olarak bulunmaktadır. İlk veri olan verimsiz direkt işçilik verildiğinde birim maliyetler A ve B için sırasıyla 186,40 TL/adet ve 204 TL/adet olmaktadır. İkinci veri olarak hammadde fireleri de verildiğinde birim maliyetler 184,80 TL/adet ve 203,60 TL/adet olmaktadır. Son olarak, üçüncü veri olan verimsiz demirbaş amortismanı da verildiğinde birim maliyetler 177,60 TL/adet ve 190,40 TL/adet olmaktadır. Tüm verilerle birlikte yapılan hesaplamalar aşağıdaki gibidir:

A mamulü direkt giderler:

Direkt ilk madde ve malzeme:

$400.000 \times 0,98 = 392.000$ TL (%4’lük firenin normal kabul edilen %2’lik fireyi aşan kısmına ait 8.000 TL olağan dışı giderdir.)

Direkt işçilik:

$200.000 \times 0,86 = 172.000$ TL (%14’lük verimsiz işçiliğe ait 28.000 TL olağan dışı giderdir.)

Toplam = 564.000 TL

B mamulü direkt giderler:

Direkt ilk madde ve malzeme:

$400.000 \times 0,995 = 398.000$ TL (%2,5’lik firenin normal kabul edilen %2’lik fireyi aşan kısmına ait 2.000 TL olağan dışı giderdir.)

Direkt işçilik:

$200.000 \times 0,90 = 180.000$ TL (%10’luk verimsiz işçiliğe ait 28.000 TL olağan dışı giderdir.)

Toplam = 578.000 TL

Endirekt giderler:

Hammadde teslim alma: $60.000 + 40.000 + 10.000 = 110.000$ TL

Hammadde test ve muayene: $140.000 + 80.000 + 70.000 = 290.000$ TL

Hammadde depolama: $100.000 + 280.000 + 20.000 = 400.000$ TL

(Kira gideri, metrekaresi $400.000 / 2.000 = 20$ TL’den dağıtılmıştır. Diğer endirekt giderlerin faaliyet başına tutarları zaten bilinmekte idi.)

Dağıtım anahtarlarına (teslim alınan, test edilen ve stoktaki parça adetleri) göre dağıtım yapıldığında;

A mamulüne atfedilen endirekt giderler: $70.000 + 130.000 + 160.000 = 360.000$ TL

Verimsiz demirbaş çalışmasının amortismanı düşülünce: $360.000 \times 0,90 = 324.000$ (36.000 TL olağan dışı giderdir.)

B mamulüne atfedilen endirekt giderler: $40.000 + 160.000 + 240.000 = 440.000$ TL

Verimsiz demirbaş çalışmasının amortismanı düşülünce: $440.000 \times 0,85 = 374.000$ (66.000 TL olağan dışı giderdir.)

A mamulü toplam maliyeti: $564.000 + 324.000 = 888.000$ TL

ÖNCEL, M. “Yapay Zekâ Maliyetleme Yöntemi”

B mamulü toplam maliyeti: 578.000 + 374.000 = 952.000 TL

A mamulü birim maliyeti: 888.000 TL / 5.000 adet = 177,60 TL

B mamulü birim maliyeti: 952.000 TL / 5.000 adet = 190,40 TL

Çalışmada verilen ek veriler elbette ki gerçek hayatta bir işletmede rahatlıkla farkına varılacak verimsizliklerdir. Geleneksel veya faaliyet tabanlı maliyetleme yöntemlerini uygulayan bir işletme de bu verileri dikkate alıp kayıtlarını düzeltebilir. Sonuçta, bir üretim işletmesinde gerçek bir yapay zekâ sistemi kurulup test edilemediği için, yapay zekâ maliyetleme yöntemine örnek teşkil etmesi adına eldeki kısıtlı verilerden hareketle bu üç ek veri oluşturulmuştur. Unutulmamalıdır ki, gerçek bir işletmede farkına varılan ya da varılmayan, işletme tarafından kontrol edilemeyen, bunun gibi irili ufaklı onlarca, hatta yüzlerce durum oluşabilecektir. İşte o zaman geleneksel maliyetleme ve FTM gibi yöntemlerin göz ardı ettiği pek çok değişken yapay zekâ sayesinde maliyet hesaplamalarına dâhil edilmiş olacaktır. Burada amaç, yapay zekanın birkaç ek veri ile doğru bir sonuca ulaşıp ulaşmayacağının test edilmesidir. Farklı yapay zekâ uygulamaları arasında sonuçların benzerliği de arzulanan bir durumdur. Böylelikle yapay zekâ maliyetleme yönteminin teorik altyapısı da bir örnek uygulamayla desteklenmektedir.

Yukarıdaki örnek sorunun ek veriler olmadan ve sırasıyla üç ek veri dahil edilerek yapay zekâ sohbet uygulamalarına sorulmasıyla alınan cevaplar Tablo 4’te gösterilmiştir.

Tablo 4. Yapay Zekâ Uygulamaları Tarafından Örnek Soruya Verilen Cevaplar

	Doğru sonuç	ChatGPT	Claude	Copilot	DeepSeek	Gemini
FTM	192 – 208	192 – 208	192 – 208	192 – 208	192 – 208	192 – 208
1 ek veri	186,4 – 204	186,4 – 204	186,4 – 204	186,4 – 204	186,4 – 204	186,4 – 204
2 ek veri	184,8 – 203,6	184,8 – 203,6	184,8 – 203,6	184,8 – 203,6	184,77 – 203,59	184,8 – 203,6
3 ek veri	177,6 – 190,4	182,5 – 200,8	184,79 – 184,16	183,85 – 201,96	183,85 – 201,96	188 – 205,6

Tablo 4’te görüldüğü üzere, ek veri olmadan yapılan faaliyet tabanlı maliyetleme çözümüne göre tüm programlar doğru sonuç vermiştir. Daha sonra bir (verimsiz işçilik) ve iki ek veri (verimsiz işçilik ve hammadde firesi) verildiğinde de yine tüm uygulamalar doğru sonucu vermiştir. Üçüncü ek veri soruya dahil edildiğinde ise hiçbir uygulama doğru cevabı verememiştir. Bunun sebepleri arasında endirekt giderlerden kira giderlerinin faaliyetlere dağıtımında hata yapılması, endirekt giderlerin tümünün verimsiz çalışma kısımlarının toplam maliyetlerden düşülmemesi ve hammadde fireleri ya da verimsiz direkt işçilik tutarlarının toplam maliyetlerden düşüleceğine eklenmesi gösterilebilir. Veri miktarı arttıkça doğru cevap verme oranında azalma görülmektedir. Ayrıca şunu da belirtmek gerekir ki, verilen cevaplar ele alınan tüm sohbet uygulamalarının bu ücretsiz versiyonlarının çoğu zaman ilk etapta verdiği cevaplar değildir. Birkaç kez sorulunca ya da “daha derin düşün (think deeper)” seçenekleri işaretlenince doğruya yaklaştıkları görülmektedir.

Yukarıdaki hususlar belirtilse de çalışmanın asıl konusu, yukarıdaki uygulamaların karşılaştırılması ve en sağlıklı sonuç vereninin belirlenmesi değildir. Çalışmanın asıl konusu, yapay zekaya yaptırılan maliyet hesaplamalarının sonuçlarına güvenilip güvenilemeyeceği, yapay zekâ ile gerçek (olması gereken) maliyet tutarlarının belirlenip belirlenemeyeceği ve literatürdeki maliyetleme yaklaşımlarına bir alternatif oluşturup oluşturmayacağıdır.

Görülmektedir ki yapay zekâ sohbet uygulamaları, belirli bir düzeyde maliyet hesaplamaları yapabilmektedir. Önceden de söylendiği gibi, işletmeler zaten bu hesaplamaları sohbet robotlarına değil, ileri düzey yapay zekâ donanım ve yazılımlarına yaptıracaklardır.

6. Sonuç ve Öneriler

Yeni nesil maliyet hesaplama yöntemi olarak nitelendirilebilecek yapay zekâ maliyetleme yöntemi, işletmelerin maliyet süreçlerini dönüştürerek, daha iyi karar almalarını ve rekabette avantaj elde etmelerini sağlama potansiyeline sahip gibi görünmektedir. Özellikle büyük çaplı ve büyük veri kümelerine sahip işletmelerin karmaşık maliyet yapılarına potansiyel bir çözüm sunmaktadır. Yapay zekâ, var olan maliyetleme yöntemlerinin destekçisi olarak da kullanılabilecek ya da bu çalışmadaki gibi kendi başına bir maliyetleme sistemi de oluşturabilecektir.

Bu çalışmada yapay zekâ maliyetleme yönteminin genel bir çerçevesi sunulmaya çalışılmıştır. Gerçek uygulamalarda, kullanılan algoritmalar, veri yapıları ve diğer sistem özellikleri işletme ihtiyaçlarına göre değişerek şekillenecektir.

Çalışmada ileri düzey bir yapay zekâ maliyetleme sistemi oluşturmak mümkün olmadığından, onları temsilen kullanılan yapay zekâ kardeşleri olan sohbet robotlarının veriler karşısında oluşturduğu cevaplar bile bir düzeye kadar tatmin edicidir. Elbette yapay zekâ teknolojisine yapılan yatırımlar her geçen gün katlanarak artmakta, yüzlerce milyar dolarla ifade edilen devasa boyutlardaki bütçelerden söz edilmektedir. Bu durumda, bu teknolojilerdeki gelişmelerin katlanarak artmasının beklendiğini söylemek yanlış olmayacaktır.

Günümüzde kullanılan gerek geleneksel gerekse de modern maliyetleme yöntemlerinde, birim mamul başına düşen gider tutarları, onları oluşturan faktörler bire bir takip edilemediği için, çoğu zaman varsayımlarla belirlenmektedir. Hangi mamule hangi oranda karıştığı bilinmeyen genel üretim giderlerinde durum zaten bu

şekildeyken, direkt giderlerde bile varsayımlar söz konusudur. Örneğin, hammaddelerin üretime gönderilmesi sırasında, alım yapılan hammadde partileri arasında fiyat farkları söz konusu ise, ilk giren ilk çıkar ve ortalama maliyet gibi yöntemlerle bu hammaddelerin maliyeti belirlenmektedir. Çoğunlukla az miktarda hammadde ile çalışan daha küçük ölçekli işletmelerin kullanabileceği has (gerçek) parti maliyetleme yönteminde, hangi fiyattan alınan hammaddenin üretime gönderildiği bilinebildiği için, üretimdeki direkt ilk madde ve malzeme maliyeti de doğru bir şekilde kayıt altına alınabilmektedir. Yapay zekâ maliyetleme sayesinde büyük işletmelerde de hammaddenin, direkt işçiliğin, hatta genel üretim giderlerinin mamul başına düşen tutarlarının doğru bir şekilde tespit edilmesi daha olasıdır.

Çalışmada örnek sorunun çözümü yine faaliyet tabanlı maliyetleme esas alınarak çözülmüştür. Oysaki gerçek bir yapay zekâ maliyetleme sistemi kurulmuş olsaydı, önceki paragrafta da bahsedildiği gibi bu şekilde gider dağıtımlarına ihtiyaç kalmayacak, gerçek hammadde, işçilik ve genel üretim gideri tutarları bilinecekti. Burada teorik düzeyde kalındığı için hesaplamalar da mevcut teorilere göre oluşturulmuştur.

Yapay zekâ maliyetlemeye daha önce bahsedilen “işletmelerin maliyetleme yöntemlerine ihtiyaç duyma sebepleri” bağlamında yaklaşılabilecek olunursa, aşağıdaki değerlendirmelerde bulunulabilir:

- Envanter değerlendirme ve satılan malların maliyetinin belirlenmesinde, sürekli yapılan ölçüm ve kayıtlarla birlikte stoktaki hammadde, yarı mamul ve mamuller ile satılan mamullerin maliyeti gerçeğe oldukça yakın, hatta gerçek tutarlarıyla bilinebilecektir.
- Detaylı yazılımlarla faaliyet, ürün, hizmet, organizasyon birimleri ve müşteriler bazında maliyet tutarları ayrı ayrı ve doğru bir şekilde kaydedilebilecek ve geçmiş verilerden hareketle gelecekteki tutarları tahmin edilebilecektir.
- Maliyetleri oluşturan faktörlerin miktar ve tutar bilgilerinin anlık tespit edilmesiyle birlikte

ÖNCEL, M. “Yapay Zekâ Maliyetleme Yöntemi”

yöneticiler, üretim süreçlerinin verimliliği hakkında geri bildirim elde edebilecek ve yönetim kararlarını buna göre alabileceklerdir.

- Verileri her an kaydeden yapay zekâ, işletmenin hedef verimlilik ve maliyet düzeyi tanımlandığı takdirde, kontrolü altındaki süreçleri sürekli olarak iyileştirecek önerilerde bulunacak ve tedbirler alınmasını sağlayabilecektir.

- Geçmiş veriler sağlıklı bir şekilde toplandığından, organizasyon bütçeleri de daha az sapma ile oluşturulabilecektir.

- Kabul edilebilir sınırın üzerinde bozuk mamul ve fire söz konusu olduğunda bunların tespiti anında yapılabilecek ve önleyici tedbirler alınabilecektir.

- Tahmin edilen maliyetlerin sonraki dönemde gerçekleşme derecesi ile arasındaki sapmaların gerçek sebepleri detaylı yapay zekâ ölçüm ve analizleri sayesinde isabetli bir şekilde bulunabilecektir.

- Eldeki veriler, finansal tabloların raporlanması için hangi ayrıntı, nesnellik ve denetlenebilirlik düzeyi gerekiyorsa, yapay zekâ tarafından ona göre dizayn edilerek raporlanabilecektir.

Yukarıda sayılan maliyetleme sistemi ihtiyaçlarının tümünün, yapay zekâ donanım ve yazılımları tarafından rahatlıkla karşılanabilir düzeyde olduğu görülebilmektedir. Yapay zekâ maliyetleme, günümüz maliyetleme yaklaşımlarına alternatif oluşturabilme, hatta gerçek maliyet tutarlarını vererek onlardan daha iyi olma potansiyeline sahiptir. Bunu ileri düzey programlar, algoritmalar, sensörler, sayaçlar, kameralar vb. donanım ve yazılımlarla verileri sürekli ve doğru bir şekilde kaydetmesiyle başarabilecektir. Elbette bu durumun olumsuz yanı, bu sistemleri kurma maliyetinin yüksek olmasıdır. Bu yüzden bu maliyetleme yönteminin nispeten orta ölçekli ve büyük işletmeler için daha uygun olduğu söylenebilir. Günümüzde de işletmelerin bazı yapay zekâ uygulamalarını kullandıkları bir gerçektir; ancak üretim maliyetlerinin topyekûn bir şekilde yapay zekâ

tarafından belirlenmesi, henüz rastlanan bir durum değildir. Bir yerlerde birim üretim maliyetlerini tamamıyla yapay zekâ ile belirleyen işletmeler var ise de bu durum yine yapay zekâ maliyetleme adlı bir yöntemin literatüre girmesi gerektiği anlamına gelmektedir. Bu çalışmanın, ileride yapılacak uygulamaya dönük yeni çalışmalara teorik bir altyapı oluşturması beklenmektedir.

Bulguların literatür ile uyumuna bakılacak olunursa, yapay zekâ uygulamalarının düşük hata ile maliyetleri tahmin edebilmesi yönüyle Baral ve Aslan (2017), Dobrucalı ve Demir (2017) ve Wang ve diğerleri'nin (2021) çalışmaları, bu çalışma bulgularıyla paralellik sergilemektedir. Bisen ve Dikmen (2012), Chen (2013), Du (2021) ve Yoo ve Kang'ın (2021) çalışmaları da yapay zekâ uygulamalarının maliyetlerin tahmin edilmesinde uygulanabilir olduğu sonucuna ulaşmıştır. Son olarak Judijanto (2024) da çalışmasında FTM yöntemine yapay zekanın entegrasyonunu konu almış ve maliyet optimizasyon önerileri sağlayan bir model geliştirmiştir. FTM ile yapay zekâyı karşılaştırması açısından bu çalışmayla en yüksek oranda benzeşen çalışma da budur. Literatürdeki bu önemli çalışmalarla benzeşme gösteren bu çalışmanın özgün yanı, açıklanan sistemin yalnızca gelecek dönemlerdeki maliyetlerin tahmin edilmesini değil, bu tahmini de kapsayacak şekilde işletmedeki tüm fiili maliyetlerin gerçek zamanlı izlenmesi ve kayıt altına alınmasının tamamıyla yapay zekanın eline teslim edilmesini önermesidir. Bunun FTM ve diğer modern maliyetleme yöntemlerinden ayrı bir yöntem olması gerektiği de savunulmaktadır. Çalışmanın bu yönüyle hem teorik hem de uygulamaya dayalı gelecek çalışmalara önayak olabileceği düşünülmektedir. Yeterli bütçe ve izinler ile birlikte, bu çalışmada bahsedilen yapay zekâ maliyetleme yönteminin gerçek zamanlı olarak bir işletmede kurularak test edilmesi sağlanabilecektir.

Bir gün içinde bile pek çok ilerlemenin kaydedilebildiği yapay zekâ teknolojilerinde bundan sonra geometrik bir artış olması beklenen

ÖNCEL, M. “Yapay Zekâ Maliyetleme Yöntemi”

bir durumdur. Bu gelişmelere paralel olarak, yakın gelecekte literatürdeki üretim giderlerinin dağıtımında esas alınan baza göre maliyetleme yöntemleri sınıflandırmasında yapay zekâ maliyetlemenin de modern yöntemler arasında kendisine yer bulması olasıdır.

Kaynakça

- Akbulut, F. ve Gençtürk, M. (2021). Faaliyet Tabanlı Maliyetleme Yöntemleri İle Geleneksel Maliyetleme Yönteminin Karşılaştırılması. *Hacettepe Sağlık İdaresi Dergisi*, 24(3), 435-456.
- Aslam, B., Maqsoom, A., Inam, H., Basharat, M.u. ve Ullah, F. (2023). Forecasting Construction Cost Index Through Artificial Intelligence. *Societies*, 13(10), 290.
- Baral, G. ve Aslan, T. (2018). Bulanık Maliyet Tahminlemesi. *Muhasebe ve Denetime Bakış*, 2018 (53), 199-214.
- Bisen, Ö. ve Dikmen, S.Ü. (2012). Üstyapı Projelerinin Maliyet Tahmin Çalışmalarında Belirsizliklerin Yapay Zekâ Teknikleriyle Analizi. *New World Sciences Academy-Engineering Sciences*, 7 (2), 394-403.
- Büyükmirza, K. (2019). *Maliyet Ve Yönetim Muhasebesi*. 23. baskı. Ankara: Gazi Kitabevi.
- ChatGPT 4. chatgpt.com adresinden erişilmiştir. (Erişim tarihi: 04.02.2025)
- Chen, T. (2013). A Collaborative And Artificial Intelligence Approach For Semiconductor Cost Forecasting. *Computers & Industrial Engineering*, 66 (2013), 476-484.
- Chou, J.S., Tai, Y. ve Chang, L.J. (2010). Predicting The Development Cost Of TFT-LCD Manufacturing Equipment With Artificial Intelligence Models. *Int. J. Production Economics*, 128 (2010), 339–350.
- Claude 3.5 Sonnet. claude.ai adresinden erişilmiştir. (Erişim tarihi: 04.02.2025)
- Copilot. copilot.microsoft.com adresinden erişilmiştir. (Erişim tarihi: 04.02.2025)
- Deepseek R1-V3. deepseek.com adresinden erişilmiştir. (Erişim tarihi: 04.02.2025)
- Dobrucalı, E. ve Demir, İ.H. (2017). Yapı Yaklaşık Maliyet Hesaplarında Yapay Zekâ Tekniğinin Uygulanabilirliğinin Bir Vaka Çalışması Üzerinde İncelenmesi. *5th International Symposium on Innovative Technologies in Engineering and Science. Proceedings Book*. 489-496.
- Du, X. (2021). Construction Cost Simulation Based On Artificial Intelligence And BIM. *Scientific Programming*, 2021 (1), 1-11.
- Elmoualami, H.H. (2019). Artificial Intelligence And Parametric Construction Cost Estimate Modeling: State-Of-The-Art Review. *Journal of Construction Engineering and Management*, 146(1), [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)CO.1943-7862.0001678](https://doi.org/10.1061/(ASCE)CO.1943-7862.0001678).
- Erion, G., Janizek, J.D., Hudelson, C., Utarnachitt, R.B., McCoy, A.M., Sayre, M.R., White, N.J. ve Lee, S.I. (2022). CoAI: Cost-Aware Artificial Intelligence For Health Care. *Nat Biomed Eng*, 6 (12), 1384-1398.
- Gacar, A. (2019). Yapay Zekâ Ve Yapay Zekânın Muhasebe Mesleğine Olan Etkileri: Türkiye’ye Yönelik Fırsat Ve Tehditler. *Balkan Sosyal Bilimler Dergisi*, 2019 (8), 389-394.
- Gemini 2.0 Flash. gemini.google.com adresinden erişilmiştir. (Erişim tarihi: 04.02.2025)
- Judijanto, L. (2024). Integration Of Artificial Intelligence In Activity-Based Project Costing: Enhancing Accuracy And Efficiency In Project Cost Management. *International Journal of Communication Networks and Information Security*, 16 (4), 66-79.
- Juszczyk, M. (2017). The Challenges Of Nonparametric Cost Estimation Of Construction Works With The Use Of

ÖNCEL, M. “Yapay Zekâ Maliyetleme Yöntemi”

Artificial Intelligence Tools. *Procedia Engineering*, 196 (2017), 415-422.

Kaplan, R.S. ve Cooper, R. (1998). *Cost & Effect: Using Integrated Cost Systems To Drive Profitability And Performance*. USA: Harvard Business School Press.

Karakaya, M. (2014). *Maliyet Muhasebesi*. 6. baskı. Ankara: Gazi Kitabevi.

Karğın, S. (2013). Faaliyet Tabanlı Maliyetleme Yönteminin Yükselişi Ve Düşüşü. *Muhasebe ve Finansman Dergisi*, Nisan 2013, 21-40.

Okan Gökten, P. (2018). Karanlıkta Üretim: Yeni Çağda Maliyetin Kapsamı. *Muhasebe Bilim Dünyası Dergisi*, 20(4), 880-897.

Özçelik, F. (2019). Maliyet Yöntemlerinin Değerlendirilmesi Ve Seçimi. *Ömer Halisdemir Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Dergisi*, 12 (4), 607-622.

Wang, B., Yuan, J. ve Ghafoor, K.Z. (2021). Research On Construction Cost Estimation Based On Artificial Intelligence Technology. *Scalable Computing: Practice and Experience*, 22 (2), 93-104.

Yoo, S. ve Kang, N. (2021). Explainable Artificial Intelligence For Manufacturing Cost Estimation And Machining Feature Visualization. *Expert Systems With Applications*, 183(2021), 115430. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2021.115430>