Zemin Mekaniği ve Geoteknik Mühendisliği
20. Ulusal Konferansı

15-16 Ekim 2026
Sakarya Üniversitesi

UYARLANABİLİR METAMODELLEME KULLANARAK AÇIK DENİZ TEKİL KAZIKLARIN GÜVENİRLİĞE DAYALI TASARIMI

RELIABILITY-BASED DESIGN OF OFFSHORE MONOPILES USING ADAPTIVE METAMODELLING

Ahmet Can MERT[1], Xiangfeng GUO[2], Zhichao SHEN[3], Huayun PAN[4], Daniel DIAS[5]

ÖZET

Tekil kazıklar, açık deniz rüzgar türbinleri için en çok kullanılan temel sistemlerinden biridir ve tasarımları zemin değişkenliğinden oldukça etkilenmektedir. Bu çalışmada, koni penetrasyon deney (CPT) verilerinden elde edilen zemin belirsizliğini içeren ve uyarlanabilir metamodelleme (adaptive metamodelling) ile entegre bir güvenirliğe dayalı tasarım (RBD) çerçevesi önermektedir. Önerilen yöntemde, yüksek mertebeden stokastik problemleri verimli bir şekilde çözmek için derin öğrenme ile geliştirilmiş yeni bir güvenilirlik analizi yaklaşımı kullanılmıştır. Derinlik boyunca zemin değişkenliği rastgele alanlar kullanılarak gösterilmiştir. Girdi boyutlarını indirgemek ve derinlik boyunca değişkenliği verimli şekilde yakalamak için bir otomatik kodlayıcı geliştirilmiştir. Bu temsili indirgenmiş girdi, hesap süresini önemli ölçüde azaltan yüksek doğrulukta metamodel oluşturulmasını mümkün kılmıştır. Önerilen yöntem, CPT verileri kullanılarak açık deniz tekil kazık tasarımına uygulanmıştır. Performans kriteri, yanal yükleme altında tekil kazık tepesindeki aşırı dönme değeri olarak alınmıştır.Üç boyutlu sayısal modelleme kullanılarak uyarlanabilir metamodelleme için sonuçlar elde edilmiştir. Önerilen yöntem tekil kazık yenilme olasılığını yüksek doğrulukte tahmin ederken hesaplama verimliliğini de korumuştur. Ayrıca, uygulanan RBD ile gömme derinliği, 28 m' den 26 m' ye düşürülmüş ve hedef güvenirlik seviyesi yakalanmıştır. Çalışma, önerilen yaklaşımın zemin değişkenliği altında açık deniz tekil kazıkların güvenirliğe dayalı tasarımı için yenilikçi ve verimli bir yöntem olduğunu göstermiştir.

Anahtar Kelimeler: *Açık deniz tekil kazıklar, Güvenirliğe dayalı tasarım, Uyarlanabilir metamodelleme, Zemin değişkenliği, Derin öğrenme*

ABSTRACT

Monopiles are one of the most used foundation systems for offshore wind turbine, and their design is influenced by the soil variability. This study presents a reliability-based design (RBD) framework that incorporates soil uncertainty derived from cone penetration test (CPT) data and integrates it with adaptive metamodelling. The proposed framework employs deep learning enhanced novel reliability analysis approach to efficiently address high-dimensional stochastic problems. The soil variability along depth was represented using random fields. An autoencoder was developed to reduce the dimensionality and efficiently capture variability patterns. This representation enabled the construction of accurate metamodel that significantly reduced the computational cost. The framework was applied to a monopile design using CPT data. The performance criterion was the excessive rotation of the monopile head under the ultimate lateral loading. The developed framework was integrated with a 3D numerical model to obtain the responses for adaptive metamodelling. Results indicated

[1] Dr. Sonrası araştırmacı, Güney Çin Teknoloji Üniversitesi, ahmetcanmert@scu.edu.cn (Sorumlu Yazar)
[2] Doç. Dr., Güney Çin Teknoloji Üniversitesi, xfguo18@scut.edu.cn
[3] Prof. Dr., Güney Çin Teknoloji Üniversitesi, shenzhichao@scut.edu.cn
[4] YL Öğrencisi, Güney Çin Teknoloji Üniversitesi, 202421064490@mail.scut.edu.cn
[5] Prof. Dr., Grenoble Alpes Üniversitesi, daniel.dias@univ-grenoble-alpes.fr

that the proposed framework accurately estimated failure probability while maintaining computational efficiency. Furthermore, RBD allowed the embedment depth to be reduced from 28 m to 26 m while satisfying the target reliability level. The study demonstrates that the proposed approach provides a robust and efficient tool for RBD of monopiles under soil variability.
Keywords: *Offshore monopiles, Reliability-based design, Adaptive metamodelling, Soil variability, Deep learning*

1. GİRİŞ

Tekil kazıklar, özellikle 30 m'ye kadar sığ ve orta su derinliklerinde deniz üstü rüzgar türbinlerinin (OWT) en yaygın kullanılan temel sistemidir. Türbin kapasitelerinin artmasıyla birlikte çaplarının 6 m'yi aşacak şekilde büyümesi (Arany vd., 2015), tasarım sürecinin güvenilir bir yaklaşımla ele alınmasını zorunlu kılmaktadır. Tasarımda dikkate alınması gereken en önemli unsurlardan biri, deniz tabanının doğal değişkenliğidir; bu değişkenlik, sistem davranışını etkileyen başlıca belirsizlik olarak kabul edilmektedir (Phoon ve Kulhawy, 1999).

Deterministik yaklaşımlar zemin değişkenliğini hesaba katamadığından, rastgele değişkenler ve/veya rastgele alanlar ile belirsizlikleri ifade edebilen olasılıksal yöntemler daha etkili sonuçlar sunmaktadır. Olasılıksal analizler; ilgi büyüklüğünün (*QoI*) ortalama ve standart sapması ile birlikte göçme olasılığını (P_f) hesaplayarak güvenirliğe dayalı tasarıma (RBD) katkı sağlar (Oguz ve Huvaj, 2020). Lacasse ve Nadim (2007), deniz üstü temellerde olasılıksal analizlerin deterministik yöntemleri tamamlayarak güvenli ve optimum bir tasarım sağladığını göstermiştir. Ayrıca, zemin değişkenliğinin RBD sonuçları üzerinde göz ardı edilemeyecek etkiler yarattığı ve daha optimum ve düşük maliyetli boyutlar elde edilmesine olanak tanıdığı belirtilmiştir (Liu vd., 2015). Dolayısıyla, deniz üstü geoteknik mühendisliğinde gerçek zemin davranışının doğru biçimde temsil edilebilmesi için olasılıksal analiz ve zemin değişkenliğini dikkate alan RBD yaklaşımlarına ihtiyaç duyulmaktadır.

Deniz üstü geoteknik yapıların güvenirlik analizine ilişkin çok sayıda çalışma bulunmakla birlikte, bu çalışmaların büyük bir kısmı gerçek saha verileri yerine varsayımsal zemin parametreleri kullanmaktadır. Orakci vd. (2023), CPT verilerinden yararlanarak zemin değişkenliğini nicelleştirmiş ve tasarım örnekleri sunmuştur; Hsu vd. (2022) ise gerçek CPT profillerinden türetilen zemin değişkenliğinin kazık tasarımı üzerindeki etkisini ortaya koymuştur. Ancak bu çalışmalarda güvenilirlik analizleri genellikle doğrudan Monte Carlo Simülasyonu (MCS) ile gerçekleştirilmiş olup, bu yöntem karmaşık sayısal modellerle veya düşük göçme olasılıklarıyla çalışırken hesaplama açısından son derece maliyetli hale gelebilmektedir (Siacara vd., 2024). Gerçek verilere dayalı zemin değişkenliği modellemesinden başlayıp etkin güvenilirlik yöntemleriyle tekil kazık RBD' sine kadar uzanan eksiksiz bir akış sunan çalışma sayısı literatürde sınırlıdır.

Hesaplama maliyetini azaltmak amacıyla uyarlanabilir metamodelleme (aktif öğrenme vekil modelleme, *active learning surrogate modelling* ALSM) yaklaşımları öne çıkmaktadır (Moustapha vd., 2022). Bu yöntemler, sınırlı sayıda model sonucuyla başlayıp öğrenme fonksiyonları aracılığıyla kademeli olarak zenginleştirilen bir deneysel tasarım (*experimental design* ED) kümesi kullanarak sınır durum yüzeyini (*limit state surface* LSS) en az sayıda model çağrısıyla yaklaşık olarak temsil etmeyi hedefler. Son yıllarda yapay zeka (AI) ve derin öğrenme (DL) tabanlı güvenirlik analizleri de geoteknik mühendisliğinde yer edinmiştir (Baghbani vd., 2022). Ancak mevcut ALSM yöntemleri, yüksek boyutlu stokastik problemlerde verimlilik ve doğruluk açısından zorluklarla karşılaşmakta, ayrıca tekil kazık boyunca zemin özelliklerinin derinliğe bağlı değişim örüntüsünü yeterince yakalayamamaktadır.

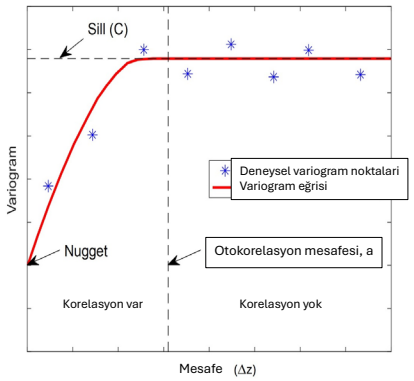
Bu çalışmanın temel amacı, gerçek CPT verilerine dayalı zemin değişkenliği modellemesinden başlayarak, yeni bir güvenirlik analizi yöntemi ile devam eden ve tekil kazık RBD' si ile sonuçlanan kapsamlı bir akış geliştirmektir. Girdi boyutundan bağımsız çalışabilen ve zemin değişkenliğinin derinliğe bağlı özelliklerini tanımlayabilen yeni bir güvenilirlik analizi algoritması önerilmiştir. Önerilen DLEAP/SS (Derin Öğrenme Destekli

Uyarlanabilir Polinom Kaos Kriging ile Alt Küme Simülasyonu) yöntemi; bir boyutlu evrişimsel sinir ağı (CNN) ile uzun kısa süreli bellek (LSTM) tabanlı otokodlayıcıyı AE (1D CNN-LSTMAE), uyarlanabilir polinom kaos kriging (PCK) metamodelini ve alt küme simülasyonunu (SS) akıllı biçimde birleştirmektedir. Yöntem, dokuz farklı örnek olgu üzerinden hem standart bir ALSM yöntemi hem de literatürdeki en gelişmiş ALSM yöntemi ile karşılaştırılmış ve doğruluk ile verimlilik açısından üstünlüğü ortaya konmuştur.

2. ÖNERİLEN YÖNTEM

2.1. Zemin Mekansal Değişkenliğinin Modellenmesi

Zemin özelliklerinin mekansal değişkenliğini ifade etmek için rastgele alan (RF) teorisi kullanılmaktadır (Vanmarcke, 2010). Sürekli RF fonksiyonunun pratikte kullanılabilmesi amacıyla, Karhunen–Loève açılımı (KLE) yoluyla sonlu sayıda rastgele değişkene ayrıştırılması (*discretisation*) gerçekleştirilir (Ghanem ve Spanos, 1991). Ortalaması μ(x) ve standart sapması σ olan bir Gaussian RF, kovaryans fonksiyonunun öz fonksiyon ve öz değerleri kullanılarak yaklaşık olarak ifade edilir; bu çalışmada literatürde yaygın kullanılan kare üstel (Gaussian) otokorelasyon fonksiyonu benimsenmiştir. Otokorelasyon fonksiyonunda yer alan dalgalanma ölçeği (*Scale of Fluctuation, SoF*) parametresi, zemin özelliklerinin mekansal ilişki uzunluğunu tanımlayan temel büyüklüktür.
SoF parametresinin tahmini için CPT verilerinden yararlanılarak yarı-variogram (semi-variogram) analizi uygulanmıştır (Cami vd., 2020). Deneysel yarı-variogram, belirli bir gecikme mesafesindeki (Δz) veri çiftleri arasındaki farkların karesi alınarak hesaplanır ve elde edilen deneysel veriye en küçük kareler yöntemiyle bir Gaussian yarı-variogram modeli uydurulur. Bu model, eşik değeri (*sill*), kesim etkisi (*nugget*) ve *SoF* parametrelerini içerir; SoF doğrudan uydurulan modelden elde edilerek geoteknik güvenilirlik analizlerinde mekansal değişkenliğin niceliksel temelini oluşturur (Şekil 1).

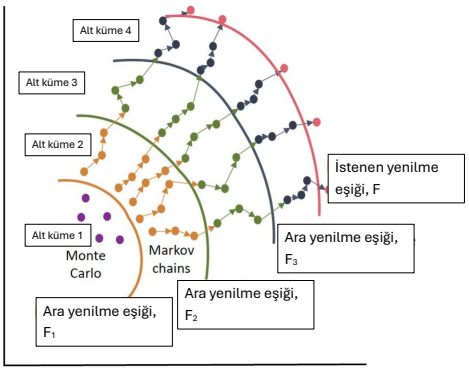


Şekil 1. Yarı-variogram analizinin şematik gösterimi

2.2. Güvenirlik Analizi için Uyarlanabilir Metamodelleme

Güvenilirlik analizinde amaç, girdi parametrelerinin marjinal olasılık yoğunluk fonksiyonunun integrasyonu ile yenilme olasılığının (P_f) hesaplanmasıdır (Sudret ve Der Kiureghian, 2002). Bu integralin yaklaşık çözümü için MCS ve Alt Küme Simülasyonu (SS) gibi yöntemler kullanılmaktadır (Au ve Beck, 2001). SS yönteminde, orijinal uzayda standart Monte Carlo örneklemesi ile ilk yenilme bölgesine ait olasılık tahmin edilir; ardışık

koşullu olasılıklar ise Markov zinciri Monte Carlo örneklemesi ile hesaplanarak nihai göçme olasılığına ulaşılır (Şekil 2).

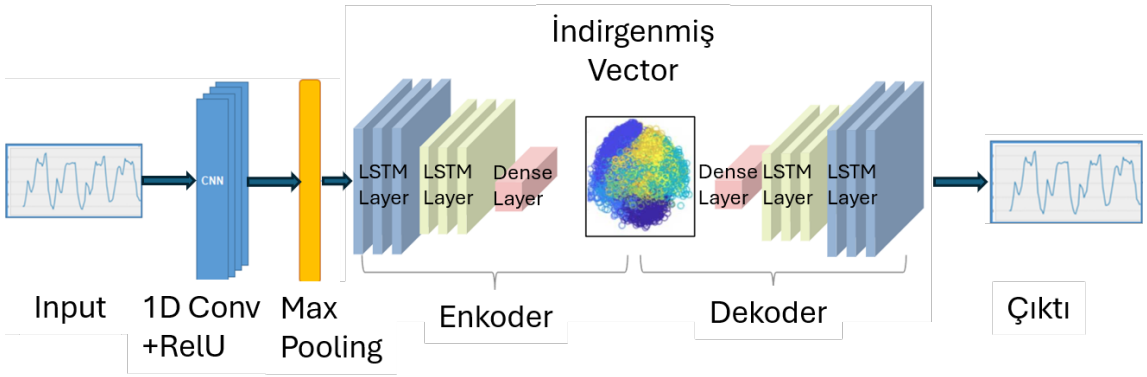


Şekil 2. Alt küme simulasyonu temsili gösterimi

Karmaşık sayısal modellerin hesaplama maliyetini azaltmak amacıyla, Polinom Kaos Kriging (PCK) metamodeli kullanılmıştır (Schöbi vd., 2017). PCK, evrensel Kriging modelinin trend bileşenini ortonormal polinom kümesiyle ifade ederek Kriging ile Polinom Kaos Açılımını (PCE) birleştirir. Aktif öğrenme yaklaşımında, sınırlı sayıda ED ile hesaplamaya başlanır; ardından U öğrenme fonksiyonu (Kriging tahmini ile tahmin varyansının oranı) kullanılarak LSS' ye en yakın ve belirsizliği en yüksek yeni örnekler kademeli olarak eklenir (Echard vd., 2011). Bu döngü; metamodelin güncellenmesi, SS ile P_f tahmini, yakınsamanın kontrolü ve gerekiyorsa yeni örnek eklenmesi adımlarından oluşur (Moustapha vd., 2022).

2.3. Derin Öğrenme Destekli Uyarlanabilir Metamodelleme (DLEAP/SS)

Bu çalışmada önerilen DLEAP/SS yöntemi, rastgele alan vektörü içindeki mekansal korelasyonları yakalamak amacıyla 1D CNN-LSTM tabanlı bir otokodlayıcı (1D CNN-LSTMAE) kullanmaktadır (Hochreiter ve Schmidhuber, 1997; Baghbani vd., 2022). CNN katmanı, rastgele alan girdisinden yerel mekansal örüntüleri çıkarırken, LSTM katmanları derinlik boyunca uzun vadeli korelasyonları yakalar. Otokodlayıcının encoder bileşeni, yüksek mertebe RF gerçekleşimlerini düşük boyutlu temsili bir (latent) vektöre indirger; bu vektör, PCK girdisi olarak kullanılarak metamodelleme işleminin indirgenmiş bir uzayda gerçekleştirilmesini sağlar (Şekil 3).

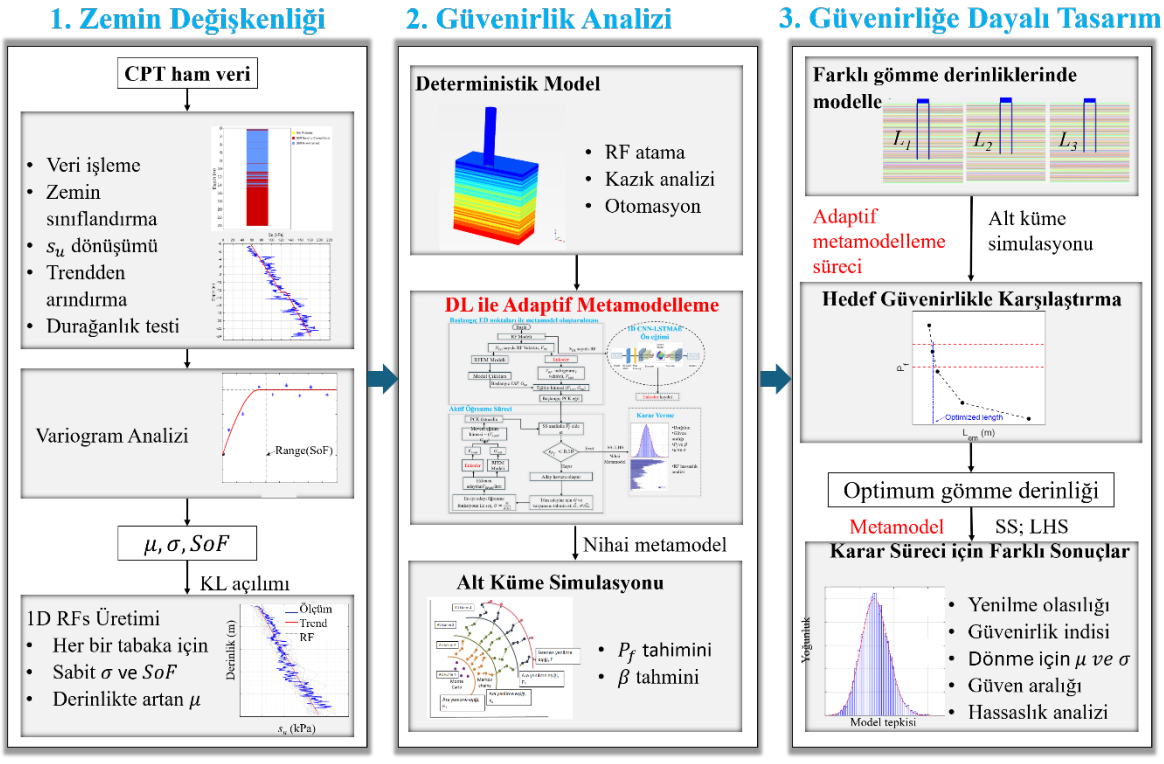


Şekil 3. 1D CNN-LSTMAE derin öğrenme mimarisi

DLEAP/SS algoritması sırasıyla şu adımlardan oluşur: (1) 1D CNN-LSTMAE modelinin çok sayıda RF örneği ile ön eğitimi ve kodlayıcının saklanması; (2) başlangıç ED noktalarının üretilmesi, bunların indirgenmiş vektör temsillerinin çıkarılması ve karşılık gelen deterministik model çıktılarının (kazık tepesindeki dönme) hesaplanarak başlangıç PCK' sının oluşturulması; (3) SS ile P_f tahmini ve aktif öğrenme döngüsü — yakınsama sağlanmadığı sürece, aday havuzundan U fonksiyonuna göre en uygun örneğin seçilip eklenmesi (Moustapha vd., 2022); (4) yakınsama kriteri (ardışık beş iterasyonda P_f bağıl hatasının %10'un altında kalması) sağlandığında sürecin sonlandırılması ve nihai metamodelin elde edilmesi (Siacara vd., 2024). Elde edilen nihai metamodel; SS, Latin Hiperküp Örneklemesi (LHS) ve küresel duyarlılık analizi (GSA) ile birleştirilerek P_f, güvenilirlik indisi, çıktı dağılımı, güven aralığı ve derinliğe bağlı duyarlılık indisleri (Kucherenko vd., 2012) gibi kapsamlı sonuçlar üretir.

2.4. Güvenirliğe Dayalı Tasarım Akışı

Önerilen RBD akışı üç ana adımdan oluşmaktadır. İlk adımda, ham CPT verileri işlenerek zemin sınıflandırması yapılır (Robertson ve Cabal, 2015), drenajsız kayma mukavemeti (s_u) profili elde edilir, trendden arındırma (*detrending*) işlemiyle durağanlık (*stationarity*) sağlanır ve yarı-variogram analizi ile düşey *SoF* belirlenir. Elde edilen istatistiksel bilgiler (μ, σ, SoF) kullanılarak KLE ile 1D Gaussian rastgele alanlar (GRF) üretilir ve lognormal dönüşümle gerçekçi s_u rastgele alanlarına (LNRF) çevrilir. İkinci adımda, bu LNRF ile rastgele sonlu elemanlar modeliyle (RFEM) tekil kazığın deniz tabanındaki dönmesi hesaplanır; DLEAP/SS algoritması ile P_f ve güvenilirlik indisi (β) tahmin edilir. Üçüncü adımda ise farklı gömme derinliklerine (L_{em}) sahip modeller için DLEAP/SS tekrarlanarak, tasarım yönetmeliğinde belirtilen hedef güvenilirlik indisini sağlayan optimum L_{em} belirlenir (Şekil 4).



Şekil 4. Önerilen RBD akış şeması

3. SAHA UYGULAMASI VE SONUÇLAR

3.1. Saha Verileri ve Zemin Değişkenliğinin Tanımlanması

Geliştirilen yöntem, İngiltere kıyısından yaklaşık 23 km (14 deniz mili) açıkta, 20-30 m su derinliğine sahip bir deniz üstü rüzgar türbini alanında uygulanan CPT verileri kullanılarak sert killi zeminde tekil kazık tasarımına uygulanmıştır. CPT verisi Marine Data Exchange veri tabanından temin edilmiştir (The Crown Estate, 2024). Deterministik tekil kazık modelinin doğrulanması amacıyla PISA projesi kapsamındaki Cowden sert kil sahası referans alınmış (Byrne vd., 2020); Plaxis 3D sonlu elemanlar yazılımında oluşturulan model, saha deneyi ölçümleri ve PISA basitleştirilmiş yöntemiyle uyumlu yatay yük-yer değiştirme eğrileri üretmiştir (Zdravkovic vd., 2020). Doğrulamada kullanılan referans çalışma, sayısal modelin doğru sonuç verdiğini göstermektedir. Önerilen yöntemin uygulaması başka bir saha verisi üzerinde gösterilmiş, yöntemin farklı zemin profillerinde uygulanabilirliği vurgulanmıştır.

Robertson zemin sınıflandırma diyagramları kullanılarak zemin tabakaları belirlenmiş (Robertson ve Cabal, 2015), net penetrasyon direncinden s_u profili hesaplanmıştır (Ladd vd., 1977). CPT verisi, farklı ortalama ve standart sapma değerlerine sahip iki katmana ayrılmış; her katman için Gaussian yarı-variogram uydurularak düşey *SoF* değerleri sırasıyla 0,70 m ve 0,80 m olarak elde edilmiştir. KLE terim sayıları (M) sırasıyla 19 ve 64 olup, toplam rastgele alan boyutu 83' e ulaşarak yüksek mertebe stokastik bir problem oluşturulmuştur. s_u' ya bağlı olarak zemin elastisite modülü $E_u = 500 \times s_u$ ilişkisiyle modellenmiştir (Duncan ve Buchignani, 1976). Tablo 1, RF parametrelerini özetlemektedir.

Tablo 1. Kullanılan CPT verisi için RF üretim parametreleri

Parameters	**Tabaka 1 için değerler**	**Tabaka 2 için değerler**
s_u trend ortalaması (kPa)*	$-0{,}58z^2+13{,}15z+20{,}70$	$4{,}83z+57{,}20$
σ (kPa)	8,80	14,90
Ayrıştırma yöntemi	KLE	KLE
Otokorelasyon fonksiyonu	Gauss	Gauss
KLE terim sayısı, M	19	64
Düşey *SoF*, a_v (m)	0,70	0,80
RF Ağı boyutu (m)	0,175	0,200

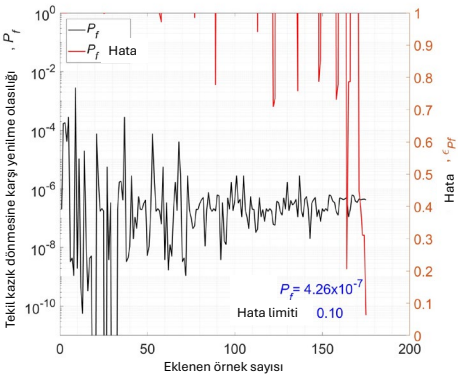
*z: derinlik (m)

3.2. DLEAP/SS ile Güvenirlik Analizi

Çelik tüp tekil kazık çapı D = 6 m, toplam boyu L = 60 m (L_{em} = 28 m gömülme derinliği) olarak alınmış, API (2014) kriterlerine göre et kalınlığı 70 mm belirlenmiştir. Zemin modeli olarak Mohr-Coulomb (M-C) tipi lineer elastoplastik yenilme kriteri, drenajsız parametrelerle Tresca koşuluna eşdeğer biçimde kullanılmıştır (Brinkgreve vd., 2019). Uygulanan yatay kuvvet 3250 kN olup, sınır durum fonksiyonu g, $\varphi_{SLS} = 0{,}25°$ eşik değerine göre tanımlanmıştır ($g = \varphi_{SLS} - \varphi$) (DNV, 2021).

Başlangıç tasarım (L_{em} = 28 m) için DLEAP/SS algoritması, 30 ED noktasına ek olarak 175 ilave deterministik model çağrısıyla (toplam 205 çağrı) $P_f = 4{,}26\times10^{-7}$ ($\beta = 4{,}92$) değerine, %10'un altında bir bağıl hata ile yakınsamıştır (Şekil 5). Bu sonuç, başlangıç tasarımının

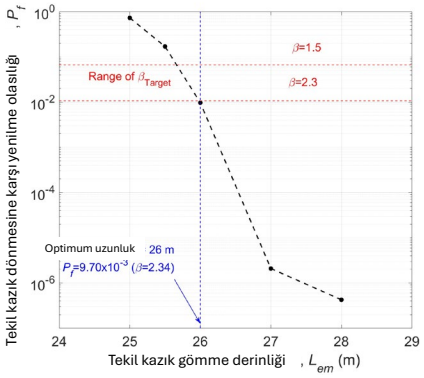
hedef güvenilirlik aralığına (β = 1,5-2,3; JCSS, 2001) göre oldukça muhafazakâr olduğunu ortaya koymuştur.



Şekil 5. L_{em} = 28 m için DLEAP/SS algoritmasıyla aktif öğrenme süreci

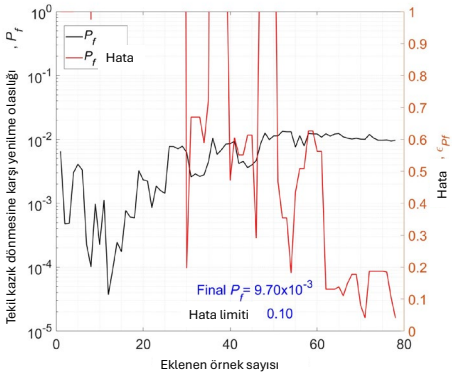
3.3. Güvenirliğe Dayalı Tasarım

Farklı gömülme derinlikleri için tekrarlanan DLEAP/SS analizleri sonucunda, optimum gömülme derinliği L_{em} = 26 m olarak belirlenmiştir (Şekil 6).



Şekil 6. L_{em} güvenirliğe dayalı tasarımı

Bu tasarım için toplam 108 deterministik model çağrısı (30 başlangıç + 78 ilave) ile P_f = 9,70×10⁻³ ve β = 2,34 değerlerine ulaşılmış olup Şekil 7' de gösterildiği gibi bu sonuç neredeyse hedef güvenilirlik aralığı içinde kalmaktadır (JCSS, 2001). Üst sınırın bir miktar açılmasına rağmen seçilen boyut yuvarlanarak değiştirilmemiştir. Aksi halde, tam olarak β = 2,30 altında kalan gömme derinliği 25.92 m gibi pratik olmayan bir boyut vermektedir.

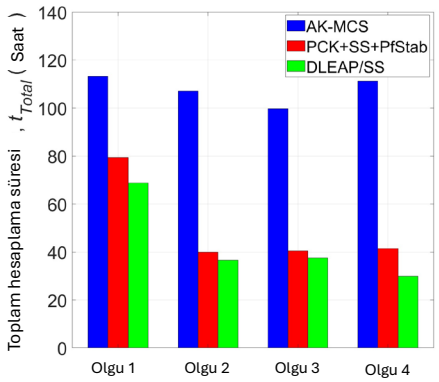


Şekil 7. L_{em} = 26 m için DLEAP/SS algoritmasıyla aktif öğrenme süreci

Deterministik analizden elde edilen dönme değeri (0,241°), olasılıksal analizdeki ortalama dönme değerine (0,242°) oldukça yakın çıkmıştır. Nihai metamodel kullanılarak elde edilen dönme dağılımının %95 güven aralığı 0,237°-0,248° olarak hesaplanmış olup bu değer servis limit durumu eşiğine (0,25°) yakın seyretmektedir. Kucherenko hassaslık indisleri (*sensitivity index*) (Kucherenko vd., 2012), deniz tabanına yakın derinliklerdeki s_u değişkenliğinin sistem tepkisi üzerinde en belirleyici etkiye sahip olduğunu göstermiştir. Sonuç olarak, geliştirilen yöntem sayesinde tekil kazık gömme derinliği 28 m' den 26 m' ye indirilerek hedef güvenirlik seviyesi korunmuş ve daha ekonomik bir tasarım elde edilmiştir.

3.4. Karşılaştırmalı Değerlendirme

DLEAP/SS yönteminin performansı, AK-MCS (Echard vd., 2011) ve PCK+SS+PfStab (Moustapha vd., 2022 — literatürdeki en gelişmiş yöntem) yaklaşımlarıyla PISA tekil kazığı için 5 ve gerçek saha uygulamasına ait 4 toplam dokuz örnek olgu üzerinden karşılaştırılmıştır. Sonuçlar, DLEAP/SS' in hem yüksek mertebe problemlerde (KLE terim sayısı $M > 70$) hem de düşük yenilme olasılıklarında (10^{-5} ila 10^{-7}) referans yöntemlere benzer veya daha iyi doğrulukta tahmin sunduğunu, bunu ise ortalama yaklaşık %10 daha az hesaplama süresiyle gerçekleştirdiğini göstermiştir (Şekil 8).



Şekil 8. Dört olgu için güvenirlik yöntemlerinin verimlilik karşılaştırması

Örneğin, gerçek saha uygulamasındaki L_{em} = 28 m durumunda DLEAP/SS, $P_f = 4{,}26\times10^{-7}$ tahminini yalnızca 175 ilave çağrı ile elde ederek PCK+SS+PfStab yöntemine kıyasla hesaplama süresini %13 azaltmıştır. Bu bulgular, DLEAP/SS'in özellikle yüksek boyutlu ve nadir olay (rare-event) nitelikli güvenilirlik problemlerinde sağlam ve verimli bir alternatif sunduğunu doğrulamaktadır.

4. SONUÇ

Bu çalışmada, deniz üstü tekil kazıkların güvenirliğe dayalı tasarımı için kapsamlı bir yöntem geliştirilmiştir (Mert vd., 2025). Gerçek CPT verileriyle zemin değişkenliğinin tanımlanmasından, önerilen DLEAP/SS ile güvenilirlik analizine ve kazık gömme derinliğinin optimize edilmesine uzanan bütünleşik bir süreç sunulmaktadır. Yöntem, 1D CNN-LSTMAE bileşenini PCK metamodeli ile birleştirerek rastgele alanların derinliğe bağlı örüntülerini etkin biçimde yakalamakta ve yüksek mertebe stokastik problemlerde hesaplama verimliliğini artırmaktadır.

Sert kildeki tekil kazık uygulamasında, geliştirilen akış sayesinde gömülme derinliği 28 m' den 26 m' ye indirilmiş, hedef güvenilirlik indisi (β = 2,34) ve göçme olasılığı (P_f = 9,70×10^{-3}) hedef aralık içinde sağlanmıştır. Ayrıca yöntem; kazık dönme dağılımı, güven aralığı ve derinliğe bağlı hassaslık indisleri gibi mühendislik kararlarını destekleyen zengin çıktılar sunmaktadır. Dokuz karşılaştırma olgusu üzerinden yapılan değerlendirme, DLEAP/SS' in mevcut en gelişmiş yöntemlere kıyasla ortalama %10 daha az hesaplama maliyetiyle benzer veya daha iyi doğruluk sağladığını göstermiştir. Sonuç olarak, bu çalışma derin öğrenme destekli uyarlanabilir metamodelleme yaklaşımının deniz üstü geoteknik mühendisliğinde güvenirlik değerlendirmesi ve tasarım açısından güçlü bir potansiyel taşıdığını ortaya koymaktadır.

TEŞEKKÜR

Bu çalışma, Guangzhou Bilim ve Teknoloji Bürosu Genç Doktora "Qihang" Programı (2025A04J3915), Çin Ulusal Doğa Bilimleri Vakfı (Proje No: 52401325), Guangdong Üst Düzey Genç Yetenek Programı (2023QN10H491) ve Guangzhou GJYC Programı (2024D03J0022) tarafından desteklenmiştir.

KAYNAKLAR

API (2014). Recommended Practice 2A-WSD - Planning, Designing and Constructing Fixed Offshore Platforms - Working Stress Design (22. baskı). American Petroleum Institute.

Arany, L., Bhattacharya, S., MacDonald, J.H.G., Hogan, S.J. (2015). A critical review of serviceability limit state requirements for monopile foundations of offshore wind turbines. Offshore Technology Conference 2015, 2570-2587.

Au, S.-K., Beck, J.L. (2001). Estimation of small failure probabilities in high dimensions by subset simulation. Probabilistic Engineering Mechanics, 16, 263-277.

Baghbani, A., Choudhury, T., Costa, S., Reiner, J. (2022). Application of artificial intelligence in geotechnical engineering: a state-of-the-art review. Earth-Science Reviews, 228, 103991.

Brinkgreve, R.B.J., Kumarswamy, S., Swolfs, W.M., Zampich, L., Manoj, N.R. (2019). Material Models Manual - Plaxis.

Byrne, B.W., Houlsby, G.T., Burd, H.J., vd. (2020). PISA design model for monopiles for offshore wind turbines: application to a stiff glacial clay till. Géotechnique, 70, 1030-1047.

Cami, B., Javankhoshdel, S., Phoon, K.-K., Ching, J. (2020). Scale of fluctuation for spatially varying soils: estimation methods and values. ASCE-ASME Journal of Risk and Uncertainty in Engineering Systems, 6, 03120002.

DNV (2021). DNV-ST-0126 - Support Structures for Wind Turbines. Det Norske Veritas.

Duncan, J.M., Buchignani, A.L. (1976). An Engineering Manual for Settlement Studies. University of California, Berkeley.

Echard, B., Gayton, N., Lemaire, M. (2011). AK-MCS: an active learning reliability method combining Kriging and Monte Carlo Simulation. Structural Safety, 33, 145-154.

Ghanem, R.G., Spanos, P.D. (1991). Spectral stochastic finite-element formulation for reliability analysis. Journal of Engineering Mechanics, 117, 2351-2372.

Hochreiter, S., Schmidhuber, J. (1997). Long short-term memory. Neural Computation, 9, 1735-1780.

Hsu, Y.-H., Lu, Y.-C., Khoshnevisan, S., Juang, H., Hwang, J. (2022). Influence of geological uncertainty on the design of OWTF monopiles. Engineering Geology, 303, 106621.

JCSS (2001). Probabilistic Model Code Part 1 - Basis of Design. Joint Committee on Structural Safety.

Kucherenko, S., Tarantola, S., Annoni, P. (2012). Estimation of global sensitivity indices for models with dependent variables. Computer Physics Communications, 183, 937-946.

Lacasse, S., Nadim, F. (2007). Probabilistic geotechnical analyses for offshore facilities. Georisk, 1, 21-42.

Ladd, C.C., Foott, R., Schlosser, F., Ishihara, K., Poulos, H.G. (1977). Stress-deformation and strength characteristics. 9th International Conference on Soil Mechanics and Foundation Engineering, Tokyo, 421-494.

Liu, Z., Lacasse, S., Nadim, F., Vanneste, M., Yetginer, G. (2015). Accounting for the spatial variability of soil properties in the reliability-based design of offshore piles. Frontiers in Offshore Geotechnics III, 1375-1380.

Mert, A.C., Guo, X., Shen, Z., Pan, H., Dias, D. (2025). A reliability-based framework for offshore monopile design using CPT data and deep learning enhanced adaptive metamodeling. Ocean Engineering, 342, 122952.

Moustapha, M., Marelli, S., Sudret, B. (2022). Active learning for structural reliability: survey, general framework and benchmark. Structural Safety, 96, 102174.

Oguz, E.A., Huvaj, N. (2020). Spatial probabilistic evaluation of offshore/nearshore sea bottom soils based on cone penetration tests. Bulletin of Engineering Geology and the Environment, 79, 971-983.

Orakci, O., Huvaj, N., François, S., Anoyatis, G. (2023). Probability of unsatisfactory performance of monopile foundations for offshore wind turbines considering variations in seabed properties. Ocean Engineering, 277, 114335.

Phoon, K.K., Kulhawy, F.H. (1999). Characterization of geotechnical variability. Canadian Geotechnical Journal, 36, 612-624.

Robertson, P.K., Cabal, K.L. (2015). Guide to Cone Penetration Testing for Geotechnical Engineering. California.

Schöbi, R., Sudret, B., Marelli, S. (2017). Rare event estimation using polynomial-chaos kriging. ASCE-ASME Journal of Risk and Uncertainty in Engineering Systems, 3, D4016002.

Siacara, A.T., Guo, X., Beck, A.T. (2024). Probabilistic analysis of shallow foundation on earth slope using an active learning surrogate-centered procedure. Computers and Geotechnics, 175, 106659.

Sudret, B., Der Kiureghian, A. (2002). Comparison of finite element reliability methods. Probabilistic Engineering Mechanics, 17, 337-348.

The Crown Estate (2024). Marine Data Exchange. https://www.marinedataexchange.co.uk/

Vanmarcke, E.H. (2010). Random Fields: Analysis and Synthesis. World Scientific.

Zdravkovic, L., Taborda, D.M.G., Potts, D.M., vd. (2020). Finite-element modelling of laterally loaded piles in a stiff glacial clay till at Cowden. Géotechnique, 70, 999-1013.