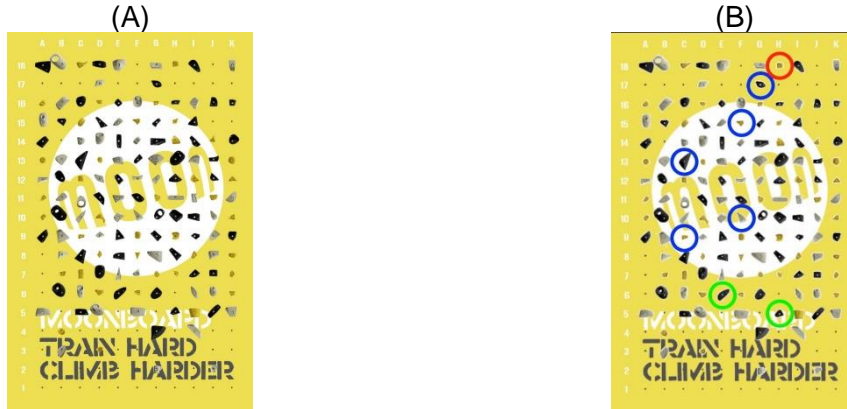


## 1. Araştırma Önerisinin Bilimsel ve Teknolojik Değeri ile Özgün/Yenilikçi Yönü

### a. Araştırmanın amacı ve gerekçesi ve araştırma sorusu

Kaya tırmanışı hem fiziksel hem de zihinsel beceriler gerektiren, popüler bir spor dalıdır. Sadece ABD’de yaklaşık 6 milyon insan bu sporla ilgilenmektedir (Story, 2011). Son yıllarda, kaya tırmanışı antrenmanları için standart tırmanış duvarları geliştirilmiştir. Son yıllarda, tırmanış sporu için kullanılan antrenman duvarları standardize edilmiştir. Bu standardizasyon sayesinde tırmanış rotaları bilgisayarca okunabilir şekilde kodlanabilmekte, uzman sporcuların kararlarına ilişkin veri toplanmasına olanak sağlanmaktadır. Moonboard (<https://www.moonboard.com/>), standardize edilmiş ve yaygın olarak kullanılan bir antrenman duvarıdır. Moonboard 18x11’lik bir grid üzerinde değişik tutamaklar bulundurur (Şekil 1A). Antrenman için sporcular, hangi tutamalara dokunabileceklerini ve hedef tutamağı tanımlayan rotalar takip eder. Sporcu, sadece rotada belirtilen tutamalardan destek alarak hedef tutamağa ulaşmaya çalışır. Hedef tutamağı iki eliyle tutan sporcu, rotayı başarıyla tamamlamış olur. Şekil 1B’de bir rota örneği gösterilmektedir. Bu rotada, başlangıç tutamakları yeşil, hedef tutamak kırmızı, dokunulmasına izin verilen diğer tutamaklar mavi renkle gösterilmiştir. Moonboard için hali hazırda tanımlanmış çok sayıda rota vardır. Moonboard’ın grid yapısı, çok sayıda yeni rota tanımlanmasına olanak verir.



Şekil 1. (A) Moonboard Tırmanma Duvarı (B) Bir Tırmanma Rotası

Sporcu tırmanışa başlarken, hedef tutamağa ulaşmak için, elleri ve ayaklarıyla sırasıyla hangi tutamalardan destek alacağına karar vermesi gerekir. Başlangıç pozisyonundan hedef tutamağa ulaşmak için takip edilen bu karar serisine ‘beta’ denir. Tırmanış turnuvalarında, sporcuların rotayı müsabakadan önceden incelemesine izin verilmemektedir. Dolayısıyla, başarı için sporcunun doğru beta kararını hızlı biçimde verebilmesi gerekmektedir. Uzman sporcular, bu karmaşık sıralı karar dizisini istikrarlı biçimde hızlı ve yüksek doğrulukta verebilmektedir. Karar verme sürecinin sayısal karar verme modelleriyle incelenmesi bu karmaşık bilişsel sürece ışık tutabilir.

Bu projede MoonBoard tırmanış zorluğu ve beta kararları olasılıksal karar modelleriyle incelenecektir. MoonBoard’ın standardize grid yapısı, tırmanış rotaları ve sporcu betalarına ilişkin bilgisayarca okunabilir veri toplanmasına olanak vermektedir. Projede, dinamik olasılıksal karar modelleri kullanılarak, tırmanış zorluğu değerlendiren ve beta kararları veren bir model yapılması amaçlanmaktadır. Bu modelin karar performansı ve çözülebilirliği sporcu kararlarıyla karşılaştırılarak, sporcu karar vermesindeki bilişsel süreçlere ışık tutması hedeflenmektedir.

## b. Literatür bilgisi ve özgün değer

Literatürdeki tırmanış sporuna yönelik modelleme ve makine öğrenme çalışmaları çoğunlukla tırmanış rotalarının zorluğunu sınıflandırmaya odaklanmıştır (Kempen, 2019; Dobles vd., 2017; Chen-Hao Tai vd. 2020). Dobles vd. (2017) Naif Bayes, softmax regresyon ve evrişimli sinir ağları kullanarak Moonboard tırmanış rotalarının zorluklarını sınıflandırmıştır. Cheng-Hao Tai vd. (2020) çizge evrişimli sinir ağlarını kullanarak Moonboard rotalarının zorluklarını sınıflandırmıştır. Kempen (2019) değişken sıralı Markov modelleri kullanarak rota zorluğunu sınıflandırmıştır.

Önceki çalışmalarda, yeni tırmanış rotaları öneren algoritmalar da üretilmiştir. Philips vd. (2012) kaos teorisi kullanarak, mevcut tırmanış rotalardan yeni rotalar önermektedir. Seal ve Seal (2022) tutamaklar arasındaki uzaklığı tespit ederek en kısa tırmanış rotasını ve alternatif rotaları arama algoritmaları kullanarak oluşturmuştur. Moonboard için yeni rota üreten çalışmalar da mevcuttur. van den Brand (2019) çekişken üretmeli ağ modelleri kullanarak Moonboard için yeni tırmanış rotaları öneren bir algoritma önermiştir. Lo (2022) değişimli otokodlayıcı kullanarak yine Moonboard için rotalar üretmiştir.

Literatürde sayısal tırmanış karar verme algoritmalarına yönelik az sayıda çalışma vardır. Kourosh vd. (2017) humanoid bir tırmanma ajanı geliştirmiş, bu ajanın rota planlaması için A\* algoritması kullanmıştır. Bu algoritmanın maliyet fonksiyonu, bir tutamağın boş olup olmadığını, eller ve ayaklar arasındaki yakınlığı ve eller ve ayakların çapraz durumda olup olmadığını dikkate almaktadır. Katsura vd. (2021) bu algoritmanın maliyet fonksiyonunu tutmakların zorluğunu temsil eden bir değişkenle geliştirmiş, tutamak zorluğunu genetik algoritma ile tespit etmiştir. Duh ve Cheng (2021) tırmanışcının sadece elleri için beta kararlarını taklit eden bir algoritma geliştirmiş, daha sonra ellerin beta'sını rota zorluğu ve yeni rota üretimi için kullanmıştır. El betasını üretmek için birçok tırmanma el hareketi sırası simüle edilmekte, ve tırmanma sıralarında destek alınan tutamakların uzaklığı ve zorluğuna göre bir zorluk puanı verilmektedir. Daha sonra bir arama algoritması ile en iyi sekans belirlenmektedir. Belirlenen bu sıralar zorluk ve yeni rota oluşturmak için kullanılan tekrarlayan sinir ağlarına veri olarak kullanılmaktadır.

Literatürdeki çalışmalar çoğunlukla zorluk belirleme ve yeni rota üretme problemlerine odaklanmıştır. Moonboard için tırmanış kararları 'beta'sı belirlemeye yönelik sadece bir çalışma vardır (Duh ve Cheng, 2021), fakat bu çalışmada sadece eller için beta üretilmektedir ve üretilen beta çalışmanın asıl amacı olan zorluk tespit etmek ve rota oluşturmak için bir ara aşama olarak kullanılmaktadır.

Projemizde, tırmanış rotaları için el ve ayak kararlarını içeren ilk tam 'beta' üreten karar verme algoritmaları geliştirmeyi amaçlamaktayız. Bunun için olasılıksal programlama temelli karar verme modelleri geliştireceğiz. Olasılıksal programlama sayesinde, 'beta' kararlarına yönelik belirsizliği karar verme sürecine yansıtabilecek, hem tırmanışa yönelik uzman bilgisini yansıtabilen, hem de veriden öğrenerek kendi iyileştiren modeller geliştireceğiz. Bu açılardan, projemiz sporda karar verme ve spor analitiği alanlarına yöntemsel katkılar da yapacaktır.

## c. Araştırma yöntemi, seçilen yöntemin uygunluğu ve beklenen çıktılar

*Etik onay ve/veya yasal izin belgesi gerektiren çalışmaların ilgili onaylarının/izinlerinin, araştırma giderlerinin karşılandığı bir başka proje (i) varsa o proje kapsamında; (ii) yoksa bu araştırma önerisi kapsamında alınması beklenmektedir.*

Projedeki araştırma yöntemi ve seçilen yöntemin uygunluğu Yöntem bölümünde (Bölüm 2) sunulmuştur. Projeden beklenen çıktılar aşağıdaki gibidir:

- Moonboard tırmanış rotaları ve uzman sporcu betaları veri kümeleri
- Bir tırmanış rotası için beta üreten olasılıksal model
- Olasılıksal modelin kesin ve yaklaşık yöntemlerle beta üretme performansı analizi
- Proje çıktılarının duyurulması için web sitesi

Projede çevrimiçi açık olarak yayınlanan veriler kullanılacak, yeni insan verisi toplanmayacaktır. Bu sebeple etik izin alınması gerekmemektedir.

d. Araştırmadan beklenen yaygın etki/katma değer

Örnek:

- Bilimsel/Akademik (Makale, Bildiri, Kitap Bölümü, Kitap, Yeni Proje(ler) oluşturma vb.)*
- Başvurunun Türkiye'nin teknolojik, sosyal, sanatsal, kültürel gelişimine ve kalkınmasına katkısı*
- Başvurunun insan yetiştirme potansiyeli*

Araştırmadan aşağıdaki maddelerde belirtilen yaygın etki ve katma değer üretilmesi beklenmektedir:

1. Karar verme, olasılıksal modelleme, bilişsel bilimler veya spor analitiği alanlarındaki hakemli ve öncü uluslararası kongrelerde sözlü sunum yapılması beklenmektedir.
2. Bir lisansüstü öğrenci yetiştirilmesine katkı yapılması ve lisansüstü tezi üretilmesi planlanmaktadır.
3. Projeden bir makale üretilecektir ve bu makalenin SCI-E endeksli bir dergide yayınlanması planlanmaktadır.
4. Proje çıktıları bir web sitesinde yayınlanacaktır. Kaya tırmanışı popüler bir spordur. Sadece ABD'de yaklaşık 6 milyon kişi kaya tırmanışı yapmaktadır (Story, 2011). Projede geliştirilen modellerin ve web sitesinin yaygın etki yaratma potansiyeli vardır.

e. Araştırmanın çok disiplinli unsurları ve araştırma grupları arasındaki sinerjistik etkiler

*Yalnız Çok Disiplinli Araştırma Proje önerileri doldurmalıdır.*

## 2. Yöntem

*Proje önerisinin gerçekleştirilmesi doğrultusunda kullanılacak yöntem ve araştırma teknikleri açıklanmalıdır.*

Bu bölümde projenin izlenecek yöntem ve teknikler, verilerin derlenmesi, model geliştirilmesi ve değerlendirme olarak üç aşama içinde gösterilmiştir:

### a. Verilerin derlenmesi:

Moonboard için geliştirilmiş olan yaklaşık olarak 15,000 rota, Moonboard'ın web sitesinde yayınlanmaktadır. Bu rotaların her birinin zorluğu, rotayı geliştiren kişi tarafından tespit edilmiştir. Rotaların 40%'ının zorlukları, başka tırmanışçılar tarafından da belirtilmiştir. Projenin ilk aşamasında, online olarak websitesinde yayınlanan bu veri, web kazıyıcılarla makine okunabilir hale getirilecektir. Sporcuların değişik rotalardaki 'beta' kararlarına ilişkin veri Moonboard'un telefon uygulaması olan 'Moon Climbing'teki tırmanışçı kayıtlarından derlenecektir.

### b. Olasılıksal karar modellerinin geliştirilmesi:

Tırmanış 'beta'ları için karar verme modelleri, hem uzman bilgisini yansıtan hem de veriden öğrenebilen dinamik olasılıksal karar modelleri kullanılarak hazırlanacaktır. Bu modelin yapısı, tırmanışa ilişkin uzman sporcu bilgisini yansıtan nedensel ağ olacaktır. Bu ağa yönelik uzman bilgisi, projede çalışması planlanan ve tecrübeli bir tırmanışçı olan lisansüstü öğrenciden elde edilecektir. Modelin uzman bilgisi doğrultusunda oluşturulan yapısının parametreleri veriden öğrenilecektir.

Modeller bir olasılıksal programlama dili kullanılarak geliştirilecektir (Salvatier, 2016; Goodman ve Stuhlmüller 2015). Olasılıksal programlama, yapay zeka alanındaki gelecek vaat eden önemli gelişmelerdendir (Gordon, 2014; van de Meent, 2018). Olasılıksal programlama, olasılıksal modellerin bilgisayar programı olarak tanımlanmasına ve bu programlarda istatistiksel çıkarımın otomatik biçimde yapılmasına olanak sağlar. Bu sayede, olasılıksal model geliştirirken, modelin çözümüne odaklanmadan, sadece probleme ilişkin nedensel ilişkileri yansıtan programlar oluşturulabilir. Olasılıksal programların istatistiksel çıkarım becerisi, programların veri ile öğrenilebilmesine olanak sağlar. Bu özellikleriyle olasılıksal programlama, tırmanış için bir karar modeli geliştirmek için uygun bir ortam sağlamaktadır.

### c. Modellerin Değerlendirilmesi:

Veriden derlenecek tırmanış rotaları için, modelden hem tam hem de yaklaşık çıkarım algoritmaları kullanılarak betalar üretilecektir. Üretilen betalar uzman tırmanışçıların kararları ile karşılaştırılacaktır.

## Referanslar

Brand, H. V. D. (2019). Climbing Creativity: Teaching a Neural Network to Create Routes for the Moonboard Training Board.

Dobles, A., Sarmiento, J. C., & Satterthwaite, P. (2017). Machine learning methods for climbing route classification.

Duh, Y. S., & Chang, R. (2021). Recurrent neural network for moonboard climbing route classification and generation. *arXiv preprint arXiv:2102.01788*.

N. D. Goodman and A. Stuhlmüller (electronic). The Design and Implementation of Probabilistic Programming Languages. Retrieved from <http://dippl.org>.

Gordon, A. D., Henzinger, T. A., Nori, A. V., & Rajamani, S. K. (2014). Probabilistic programming. In *Future of Software Engineering Proceedings* (pp. 167-181).

Katsura, D., Nishino, N., Sakamoto, D., & Ono, T. (2021, March). Climbing pathfinding with the holds and a decision method of the difficulty level of the holds. In *International Workshop on Advanced Imaging Technology (IWAIT) 2021* (Vol. 11766, p. 117661G). International Society for Optics and Photonics.

Kempen, L. (2018). A fair grade: assessing difficulty of climbing routes through machine learning. *Formal methods and tools, University of Twente*.

Lo, K. H. (2020). Embedding and generation of indoor climbing routes with variational autoencoder. *arXiv preprint arXiv:2009.13271*.

Naderi, K., Rajamäki, J., & Hämäläinen, P. (2017). Discovering and synthesizing humanoid climbing movements. *ACM Transactions on Graphics (TOG)*, 36(4), 1-11.

van de Meent, J. W., Paige, B., Yang, H., & Wood, F. (2018). An introduction to probabilistic programming. *arXiv preprint arXiv:1809.10756*.

Phillips, C., Becker, L., & Bradley, E. (2012). strange beta: An assistance system for indoor rock climbing route setting. *Chaos: An Interdisciplinary Journal of Nonlinear Science*, 22(1), 013130.

Salvatier J., Wiecki T.V., Fonnesbeck C. (2016) Probabilistic programming in Python using PyMC3. PeerJ Computer Science 2:e55 [DOI: 10.7717/peerj-cs.55](https://doi.org/10.7717/peerj-cs.55).

Story, L. (2011). The sport of bouldering climbs in popularity.

<https://www.nytimes.com/2011/08/03/sports/the-sport-of-bouldering-climbs-in-popularity.html>

Seal, D., & Seal, R. (2022). Optimum Route Computation in a Chaotic Artificial Climbing Wall. In *ICT Systems and Sustainability* (pp. 671-680). Springer, Singapore.

Tai, C. H., Wu, A., & Hinojosa, R. (2020). *Graph neural networks in classifying rock climbing difficulties*. Technical report.