Metinden-Harekete Üretim, Yeniden Hedefleme ve Takibin İnsansı Robot Benzetiminde Uçtan Uca Değerlendirilmesi

An End-to-End Evaluation of Text-to-Motion Generation, Retargeting, and Tracking in Humanoid Robot Simulation

Kadir Yavuz Kurt, Hakan Temeltaş

Kontrol ve Otomasyon Mühendisliği Bölümü
İstanbul Teknik Üniversitesi, İstanbul
{kurtk19, temeltash}@itu.edu.tr

Özetçe

Metin güdümlü difüzyon modelleri doğal dilden gerçekçi insan hareketleri üretebilmektedir; ancak bu hareketlerin insansı robotlarda icra edilebilirliği, üretim metriklerinin ölçmediği fiziksel ölçütlere bağlıdır. Bu bildiride üç difüzyon modelinin (MDM, ReMoDiffuse, MotionDiffuse) çıktıları, iki yeniden hedefleme yöntemiyle (GMR, PyRoki) Unitree G1 insansı robot platformuna aktarılmış ve BeyondMimic tabanlı pekiştirmeli öğrenme politikalarıyla bu platformun fizik benzetimi ortamında takip edilmiştir. 360 aktarım değerlendirmesi ve 16 takip politikası üzerinde yürütülen deneylerde GMR, ayak kayması ve duruş fazı yer açıklığında tutarlı üstünlük sağlamıştır; bu üstünlük, ReMoDiffuse referanslı eşleştirilmiş karşılaştırmada takip hatasına ve eklem sarsıntısına yansımıştır. Üretici model sıralaması eylem sınıfına göre değişmiş; 18 hücreli korelasyon analizinde, çoklu karşılaştırma düzeltmesi sonrasında hiçbir üretim metriği aktarım kalitesinin güvenilir bir öngörücüsü olarak öne çıkmamıştır. Bulgular, robotik hareket üretiminde değerlendirmenin yeniden hedefleme ve takip aşamalarını da kapsaması gerektiğini göstermektedir.

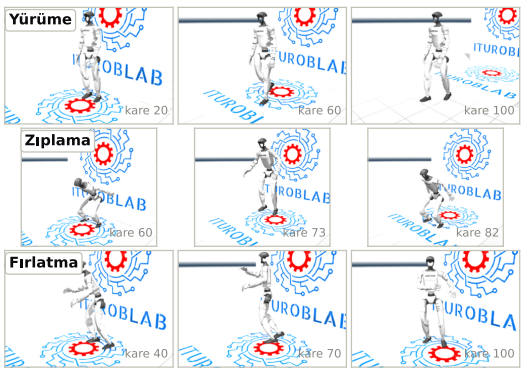
Abstract

Text-driven diffusion models can synthesize realistic human motions from natural language; whether these motions are executable on humanoid robots, however, depends on physical criteria that generation metrics do not capture. The outputs of three diffusion models (MDM, ReMoDiffuse, MotionDiffuse) are retargeted to the Unitree G1 humanoid platform with two retargeting methods (GMR, PyRoki) and tracked in a physics simulation of this platform by BeyondMimic-based reinforcement learning policies. Across 360 retargeting evaluations and 16 tracking policies, GMR consistently outperforms PyRoki on foot slip and stance clearance, and this advantage carries over to tracking error and joint jerk in a paired comparison on ReMoDiffuse references. The best-performing generative model varies across action classes, and in an 18-cell correlation analysis no generation metric emerges as a reliable predictor of retargeting quality after multiple-comparison correction. The findings indicate that evaluating text-to-motion models for robotics must include the retargeting and tracking stages.

1. Giriş

İnsansı robotların insanlar için tasarlanmış ortamlarda görev üstlenebilmesi, insan benzeri ve fiziksel olarak tutarlı tümvücut hareketlerinin üretilip icra edilmesine bağlıdır [1]. Metin güdümlü difüzyon modelleri doğal dil açıklamalarından gerçekçi insan hareketleri üretmede belirgin bir olgunluğa ulaşmış [2, 3, 4]; böylece maliyetli hareket yakalama (motion capture) kayıtlarına alternatif, ölçeklenebilir bir referans hareket kaynağı ortaya çıkmıştır.

Ancak iki temel engel vardır. Birincisi, üretilen hareketler insan iskeletinde tanımlıdır ve somutlaşma boşluğu (embodiment gap) nedeniyle robota ancak yeniden hedefleme (retargeting) ile aktarılabilir. İkincisi, üretimde yaygın kullanılan FID (Fréchet Inception Distance), çeşitlilik ve metin-hareket uyumu gibi metrikler dağılımsal ve anlamsal kaliteyi ölçmekte; ayak



Şekil 1: GMR ile Unitree G1'e yeniden hedeflenmiş ReMoDiffuse hareketlerinden kareler: yürüme, zıplama ve fırlatma sınıflarının temsilci dizileri (soldan sağa zaman ilerleyişi).

kayması, zemin penetrasyonu ve dinamik tutarlılık gibi fiziksel icra edilebilirlik ölçütlerini kapsamamaktadır [5]. Üstelik yeniden hedeflemeden referans yörüngelere taşınan yapay olguların, takip politikalarının başarımını doğrudan düşürdüğü bilinmektedir [6]. Bu bildirinin araştırma sorusu buradan doğmaktadır: *hareket üretim metrikleri, üretilen hareketlerin insansı robotta icra edilebilirliğini öngörüyor mu?*

Bu bildiride bu soru, uçtan uca bir hat üzerinden incelenmektedir: (i) yaygın kullanılan üç difüzyon modeli (MDM [2], ReMoDiffuse [4], MotionDiffuse [3]) ile HumanML3D [7] metin açıklamalarından hareket üretimi; (ii) üretilen hareketlerin GMR [6] ve PyRoki [8] ile Unitree G1 morfolojisine yeniden hedeflenmesi; (iii) yeniden hedeflenen yörüngelerin BeyondMimic [9] tabanlı pekiştirmeli öğrenme (RL) politikalarıyla Unitree G1 platformunun fizik benzetimi ortamında takibi. Hattın çıktısından temsilci kareler Şekil 1'dedir.

Bildirinin başlıca katkıları şunlardır:

- Üretilen hareketlerin üretim–yeniden hedefleme–RL takibi hattı üzerinden insansı robot benzetiminde uçtan uca değerlendirilmesi;
- GMR ve PyRoki'nin altı hata metriği ve temas kalitesiyle eylem sınıfı bazında karşılaştırılması ve RL referans seçimi için çıkarımlar;
- Üretim metrikleri ile robotta icra edilebilirlik arasındaki ilişkinin korelasyon analiziyle nicelendirilmesi.

2. İlgili Çalışmalar

Metin güdümlü insan hareketi üretimi. MotionDiffuse, ilk büyük ölçekli metin güdümlü hareket difüzyon modelidir [3]. MDM, dönüştürücü (transformer) tabanlı hafif bir mimariyi geometrik kayıplarla eğiterek alanın yaygın temel modeli olmuştur [2]. ReMoDiffuse ise üretim sürecini bir hareket veri tabanından erişimle (retrieval) zenginleştirerek dağılımsal gerçekçiliği artırmıştır [4]. Bu modellerin değerlendirmesi büyük ölçüde HumanML3D veri kümesi ile ona eşlik eden R-Precision, FID, MM-Dist ve çeşitlilik metrikleri üzerinden yapılmaktadır [7]. Önceki çalışmamızda bu üç model, anlamsal metriklerin yanı sıra ortalama sarsıntı ve ayak kayması gibi fiziksel inandırıcılık ölçütleriyle eylem sınıfı bazında karşılaştırılmıştır [5]; ancak bu değerlendirme insan iskeleti üzerinde kinematik düzeyde kalmıştır.

İnsansı robota yeniden hedefleme. İnsan hareketinin robot morfolojisine aktarımında optimizasyon tabanlı kinematik yöntemler yaygın olarak kullanılmaktadır. PyRoki, ters kinematik, yörünge optimizasyonu ve yeniden hedeflemeyi ortak bir türevlenebilir maliyet çerçevesinde birleştiren modüler bir araç takımıdır [8]. GMR ise insansı hareket takibi için özelleşmiş bir yeniden hedefleme hattı sunmakta; gövde ölçekleme, temas tutarlılığı ve hız limitlerini gözeterek RL takibine uygun referans yörüngeler üretmektedir [6]. Aynı çalışma, yeniden hedefleme kalitesinin takip başarımını belirleyen başat etken olduğunu deneysel olarak göstermiştir. Bu bildiride iki yaklaşım metin güdümlü üretilmiş hareketler üzerinde karşılaştırılmaktadır. Bildiğimiz kadarıyla bu, iki yeniden hedefleme yönteminin hareket yakalama kayıtları yerine üretken model çıktıları üzerinde karşılaştırıldığı ilk sistematik çalışmadır; mevcut metinden-robota hatlar yeniden hedefleme aşamasını karşılaştırmalı değerlendirmemektedir.

Pekiştirmeli öğrenme ile tüm-vücut takip. Fizik tabanlı karakter animasyonunda DeepMimic; takip ödülleri, referans durumdan başlatma ve erken sonlandırma gibi bugün de standart olan eğitim bileşenlerini tanımlamıştır [10]. Bu yaklaşımın insansı robotlara taşınması ve kitlesel paralel benzetimin yaygınlaşmasıyla tüm-vücut takip politikaları gerçek donanımda çevik becerilere ulaşmıştır; alandaki ilerleme [1] içinde derlenmiştir. BeyondMimic, yüksek doğruluklu takip ile güdümlü difüzyon kontrolünü birleştiren güncel temsilcidir [9]. Bu bildiride BeyondMimic'in takip mimarisi temel alınmakta; ancak literatürdeki yaygın uygulamadan farklı olarak referanslar, hareket yakalama kayıtları değil, metin güdümlü difüzyon modellerinin yeniden hedeflenmiş çıktılarıdır. Böylece üretim, yeniden hedefleme ve takip aşamalarının başarım etkileşimi bütünsel olarak değerlendirilmektedir.

3. Yöntem ve Deney Tasarımı

Değerlendirme hattı Bölüm 1'deki üç aşamayı izlemekte; başarım hem aşama içi metriklerle hem de uçtan uca takip başarımıyla ölçülmektedir.

3.1. Metin Güdümlü Referans Hareket Üretimi

Referans hareketler, HumanML3D [7] veri kümesindeki metin açıklamalarından türetilen istemler kullanılarak MDM [2], ReMoDiffuse [4] ve MotionDiffuse [3] modelleri ile sentezlenmektedir. Üretim; yürüme, koşma, zıplama, yerden alma, salınım ve fırlatma olmak üzere altı eylem sınıfını kapsayacak şekilde yapılandırılmıştır. Bu modellerin üretim kalitesine ilişkin kinematik ve anlamsal değerlendirme önceki çalışmamızda sunulmuş olup [5], bu bildiride üretim aşaması hattın girdi kaynağı olarak ele alınmaktadır.

3.2. İnsansı Robota Yeniden Hedefleme

Üretici modellerden elde edilen 3B insan hareket dizileri, Bölüm 2'de tanıtılan iki yöntemle (PyRoki [8] ve GMR [6]) 29 serbestlik dereceli Unitree G1 insansı robot morfolojisine aktarılmaktadır. PyRoki, araç takımının örnek insansı yeniden hedefleme kurulumuyla (anahtar-nokta eşleme, ölçek düzenlileştirme, hizalama, taban-temas ve kayma bastırma maliyetleri, pürüzsüzlük/duruş düzenlileştirmesi, sert eklem limitleri; taban-temas maliyetinde 3.5 cm taban ofseti), GMR ise boy ölçekli insan yörüngesini izleyen özelleşmiş hattının varsayılan ayarlarıyla çalıştırılmıştır.

Yeniden hedefleme başarımının nicel değerlendirmesi altı temel hata metriği üzerinden gerçekleştirilmektedir:

- Küresel koordinatlarda ortalama vücut pozisyon hatası: $E_{\text{g-mpbpe}} = \mathbb{E}\left[\|\boldsymbol{p}_t - \boldsymbol{p}_t^{\text{ref}}\|_2\right]$
- Kök-göreli ortalama vücut pozisyon hatası: $E_{\text{mpbpe}} = \mathbb{E}\left[\|(\boldsymbol{p}_t - \boldsymbol{p}_{\text{root},t}) - (\boldsymbol{p}_t^{\text{ref}} - \boldsymbol{p}_{\text{root},t}^{\text{ref}})\|_2\right]$
- DOF uyuşmazlığı (yöntemler arası eklem koordinat farkı): $E_{\text{dof}} = \mathbb{E}\left[\|\boldsymbol{q}_t^{\text{GMR}} - \boldsymbol{q}_t^{\text{PyRoki}}\|_2\right]$
- DOF hız uyuşmazlığı (yöntemler arası eklem hız farkı): $E_{\text{dof-v}} = \mathbb{E}\left[\|\Delta\boldsymbol{q}_t^{\text{GMR}} - \Delta\boldsymbol{q}_t^{\text{PyRoki}}\|_2\right]$

- Ortalama vücut hız hatası:
  $E_{\text{mpbve}} = \mathbb{E}\left[\|\Delta \boldsymbol{p}_t - \Delta \boldsymbol{p}_t^{\text{ref}}\|_2\right]$
- Ortalama vücut ivme hatası:
  $E_{\text{mpbae}} = \mathbb{E}\left[\|\Delta^2 \boldsymbol{p}_t - \Delta^2 \boldsymbol{p}_t^{\text{ref}}\|_2\right]$

Burada $\boldsymbol{p}_t$ yeniden hedeflenen harekette uzuv konumlarını, $\boldsymbol{q}_t^{\text{GMR}}$ ve $\boldsymbol{q}_t^{\text{PyRoki}}$ iki yöntemin ürettiği robot eklem koordinatlarını, Δ ise ayrık zaman farkını göstermektedir. Diziler 20 kare/s'de (HumanML3D standardı) işlenmekte; kare temelli birimler 50 ms'lik adıma karşılık gelmektedir. Nötr bir referans robot eklem yörüngesi bulunmadığından, eklem-uzayı ölçüleri (E_{dof}, $E_{\text{dof-v}}$) tek bir yöntemin hatası olarak değil, iki yöntem arasındaki uyuşmazlık olarak tanımlanmaktadır. Kinematik hataların yanı sıra temas kalitesi, ayak kayması (temas evresinde ayağın yatay yer değiştirmesi), zemin penetrasyon derinliği ve duruş fazı yer açıklığı (temas evresinde tabanın yerden yüksekliği) ile ölçülmektedir. Temas evreleri her iki yöntem için ortak biçimde, insan referansındaki ayak yüksekliğinden etiketlenmekte (SMPL ayak yüksekliği < 0.12 m); taban yüksekliği, ayağın çarpışma geometrisinin en alt noktasından ölçülmektedir. Temas evresi tespit edilemeyen iki MDM-yürüme örneği, temas evresi gerektiren metriklerden (ayak kayması, duruş fazı yer açıklığı) çıkarılmıştır.

3.3. Pekiştirmeli Öğrenme ile Tüm-Vücut Takip

Yeniden hedeflenen yörüngelerin dinamik kısıtlar altında takibi için BeyondMimic'in [9] takip yapısı temel alınmaktadır. Ödül tasarımı, fizik tabanlı karakter animasyonundan bu yana standartlaşan takip bileşenlerini izlemektedir [10]: eklem pozisyonu ve hızı ile uzuv konum/yönelim takip ödüllerinin yanı sıra, eylem hızı (action rate) ve eklem limiti ihlali cezaları gibi düzenlileştirme terimleri kullanılmaktadır. Taban yükseklik/yönelim sapmaları cezalandırılmakta, düşme durumunda bölüm (episode) erken sonlandırılmaktadır. Politikalar PPO ve GAE ile optimize edilmektedir. Gözlem-eylem yapısı ve ödül ağırlıkları BeyondMimic'in açık kaynak uygulamasından devralınmış; yeniden hedeflenen referanslar eğitim için 50 kare/s'ye yeniden örneklenmiştir.

Öğrenme ortamı, GPU hızlandırmalı fizik benzetiminde (Isaac Sim) 4096 paralel çevre ile ölçeklendirilmiştir. Eğitimler NVIDIA RTX 5070 Ti donanımı üzerinde her referans hareket için 2000 iterasyon boyunca kesintisiz yürütülmektedir.

3.4. Deney Düzeni ve Değerlendirme Ölçütleri

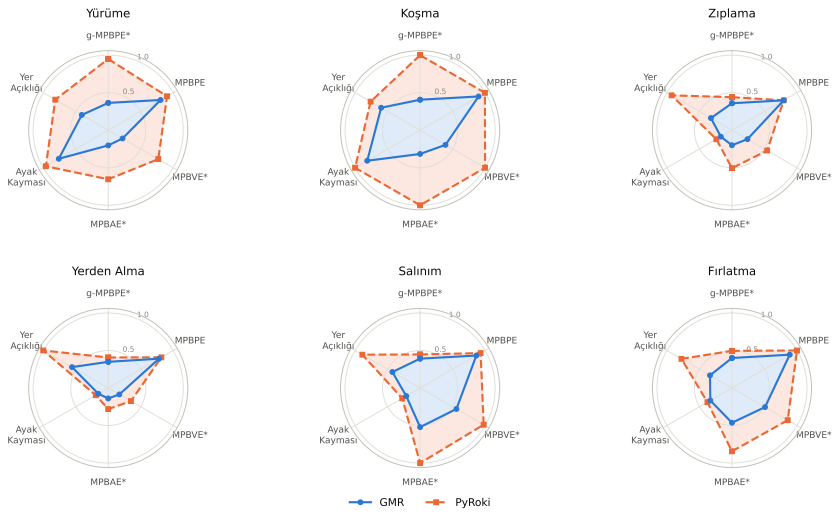
Deney matrisi iki eksende kurgulanmıştır. Kinematik eksende, üç üretici model ile iki yeniden hedefleme yönteminin bileşimleri altı eylem sınıfı üzerinde değerlendirilmektedir: sınıf başına üç metin istemiyle onar örnek üretilmekte ve toplam 180 hareketin her biri iki yöntemle aktarılmaktadır (360 değerlendirme). Dinamik eksende ise seçilen hareket metinleri için her bileşime ayrı takip politikası eğitilerek üretici model ve yeniden hedefleme yönteminin etkileri ayrıştırılmaktadır. Takip başarımı; çapa-göreli takip hatası, temas kalitesi (kayma, penetrasyon, temas zamanlaması), akıcılık (eklem sarsıntısı, eylem hızı) ve fiziksel kararlılık (düşme oranı, kütle merkezinin destek çokgeni içinde kalma oranı) ölçütleriyle ve bölüm ödül bileşenlerinin yakınsama davranışı üzerinden raporlanmaktadır.

4. Bulgular

4.1. Yeniden Hedefleme Karşılaştırması

Aynı hareket her iki yöntemle de aktarıldığından karşılaştırma eşleştirilmiş tasarımla yapılmıştır. Anlamlılık, çift başına hesaplanan hata farkları üzerinde Wilcoxon işaretli-sıra testiyle değerlendirilmiştir (n=180 çift; temas evresi gerektiren ayak kayması ve yer açıklığı metriklerinde n=178, Bölüm 3.2).

Tablo 1 toplu sonuçları vermektedir. GMR, ayırt edici metriklerin tümünde daha düşük ortalama hata üretmiştir: ayak kayması %20 daha düşük (medyan bazında %26), duruş fazı yer açıklığı yaklaşık yarı düzeydedir (her ikisi $p < 0.001$,



Şekil 2: GMR ve PyRoki'nin eylem sınıfı bazında normalize hata profilleri (küçük alan daha iyi). Yıldızlı (*) metrikler GMR-ölçekli insan referansına göre hesaplanmıştır. DOF uyuşmazlığı ölçüleri (E_{dof}, $E_{\text{dof-v}}$) iki yöntem arasındaki farkı ölçtüğünden simetriktir; tek bir yönteme atfedilemedikleri için yöntem karşılaştırmasında eksen olarak yer almamaktadır.

Tablo 1: Yeniden hedefleme metrikleri (tüm sınıflar)

Metrik	GMR	PyRoki	p	$\lvert r\rvert$
g-MPBPE* [mm]	**83.1**±18.2	136.8±79.9	<0.001	0.91
MPBPE [mm]	**82.2**±16.8	88.9±21.7	<0.001	0.44
MPBVE* [mm/kare]	**3.3**±3.4	7.2±4.4	<0.001	0.93
MPBAE* [mm/kare^2]	**2.1**±3.5	5.0±4.0	<0.001	0.89
Ayak kayması [mm]	**9.5**±10.7	11.8±12.7	<0.001	0.93
Zemin penetrasyonu [mm]	1.9±5.1	3.1±8.0	0.60	0.05
Duruş fazı yer açıklığı [mm]	**16.7**±14.7	32.6±19.0	<0.001	0.70

Değerler ort.±std; p: Wilcoxon işaretli-sıra testi (penetrasyon farkı anlamlı değildir); $|r|$: eşleştirilmiş sıra-çiftserili etki büyüklüğü. Yıldızlı (*) metrikler GMR-ölçekli insan referansına göre hesaplanmıştır. Dağılımlar sağa çarpık olduğundan medyanlar daha düşüktür (ör. ayak kayması 5.5'e karşı 7.4 mm); medyan farkların %95 güven aralıkları penetrasyon dışında sıfırı dışlamaktadır.

$|r| \geq 0.70$). Zemin penetrasyonunda ortalamalar farklı görünse de eşleştirilmiş farklar tutarsızdır (p=0.60); bu nedenle yöntemler arası ayrım penetrasyon yerine kayma ve yer açıklığı üzerinden değerlendirilmelidir. Kök-göreli MPBPE farkının küçük kalması (%8), iki yöntemin de yerel pozu benzer başarıyla koruduğunu; ayrımın küresel yörünge tutarlılığı ile temas kalitesinde ortaya çıktığını göstermektedir. Küresel ve türev metrikler (g-MPBPE, MPBVE, MPBAE), GMR'nin kullandığı boy ölçekli insan referansına göre hesaplandığından PyRoki aleyhine yapısal bir ölçek yanlılığı taşımaktadır. Yöntem seçimi bu nedenle ölçekten bağımsız temas metriklerine dayandırılmıştır.

Şekil 2, hata profillerini eylem sınıfı bazında göstermektedir: GMR poligonu altı sınıfın beşinde (yanlı eksenler dâhil) tümüyle içeridedir. Tek istisna zıplama sınıfıdır; havada kalış evresinin ağırlığı nedeniyle kök-göreli pozda iki yöntem eşitlenmekte (78.0 mm), radar eksenlerinde yer almayan penetrasyonda ise PyRoki öne geçmektedir (2.1'e karşı 0.9 mm). Şekil 3 temas kalitesini ayrıştırmaktadır: PyRoki'nin temas geometrisi tutarsızdır – hareketlerin bir bölümünde ayak yerden kesilmekte (yüksek yer açıklığı, "yüzme" davranışı), bir bölümünde ise daha derin penetrasyon görülmektedir; bu tutarsızlık pekiştirmeli öğrenme açısından temas zamanlaması bilgisini zayıflatmaktadır.

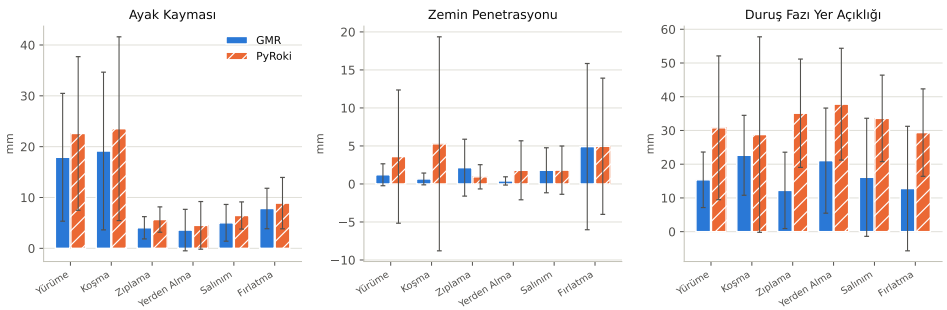
İki yöntem arasında tanımlı DOF uyuşmazlığı E_{dof} (Bölüm 3.2), model bazında tek değer olarak raporlanmıştır: MDM 229.1, MotionDiffuse 191.5, ReMoDiffuse 158.0 miliradyan. Bu sıralama, iki yöntemin en fazla MDM hareketlerinde ayrıştığını göstermekte olup üretim gürültüsünün yeniden hedefleme belirsizliğini artırdığı yorumuyla tutarlıdır.

4.2. Üretici Model Ekseninde Karşılaştırma

Üretici model ekseninde sıralama tüm metriklerde tutarlıdır (Şekil 4): ReMoDiffuse en uyumlu, MDM en zayıf aktarım profilini vermektedir (ör. g-MPBPE 103.5 / 108.0 / 118.4 mm; ayak kayması 9.7 / 10.7 / 11.6 mm; penetrasyon 1.7 / 1.9 / 3.8 mm sırasıyla ReMoDiffuse / MotionDiffuse / MDM). Önceki çalışmamızda dağılımsal gerçekçilikte (FID) en iyi sonuç MotionDiffuse'a ait iken [5], robota aktarım uyumunda ReMoDiffuse tüm metriklerde öndedir. Bu bulgu, üretim metriklerinin robota aktarılabilirliği tek başına öngörmediğinin ilk işaretidir; sistematik korelasyon analizi Bölüm 4.4'te sunulmaktadır. MDM'nin yüksek DOF hız uyuşmazlığı, aynı modelin önceki çalışmada gözlenen yüksek üretken çeşitlilik ve sarsıntı profiliyle tutarlıdır.

4.3. RL ile Tüm-Vücut Takip Başarımı

Dinamik eksende 16 takip politikası eğitilmiştir. Eğitim bütçesi nedeniyle, birbirinden ayrık temas ve dinamik rejimlerini temsil eden dört sınıf seçilmiştir: yürüme (periyodik tek destek), zıplama (uçuş fazı), salınım (ritmik çift destek) ve fırlatma (ağırlık aktarımlı kol hareketi). Tam çarpımsal tasarım (4 sınıf × 3 model × 2 yöntem = 24 koşu) yerine iki etken ayrı ayrı yalıtılmıştır: üretici model etkisi, kinematik eksende üstün bulunan GMR'nin referanslarıyla üç model üzerinde (12 koşu); yeniden hedefleme etkisi ise en uyumlu aktarım profilini veren ReMoDiffuse'un GMR ve PyRoki referansları arasında eşleştirilmiş karşılaştırmayla (4 ek koşu) ölçülmüştür. Her hücrede temsilci hareket, kök-göreli hata medyanına en yakın örnek olarak seçilmiştir; aday havuzlarının sınıf içi MPBPE yayılımı 16 hücrenin 14'ünde dardır (IQR $\leq$ 12 mm), iki hücrede (fırlatma-MotionDiffuse, salınım-MDM) belirgin biçimde geniştir. Bu iki hücrede farklı bir temsilci hücre değerini kayda değer ölçüde değiştirebilir; ancak ilgili sınıfların en iyi modelleri dar havuzlu hücrelerden geldiğinden (salınım'da MotionDiffuse, fırlatma'da ReMoDiffuse) sınıf kazananlarının bu seçime duyarlılığı sınırlıdır. Tablo 2'deki ±std, hücre başına tek temsilci hareketin 50 değerlendirme bölümü üzerinden hesaplanmıştır. Eğitimler koşu başına ortalama 35.7 dakika (32.9–42.9) sürmüş ve tümü yakınsamıştır. Değerlendirme, politika başına 50 bölümle, dış itme ve gözlem gürültüsü kapatılarak yapılmış (bö-



Şekil 3: Temas kalitesi ölçütlerinin eylem sınıfına ve yeniden hedefleme yöntemine göre dağılımı (ortalama±std; düşük daha iyi).

Tablo 2: RL takip başarımı: çapa-göreli MPJPE [mm]

		GMR		PyRoki
Eylem	MDM	MotionD.	ReMoD.	ReMoD.
Yürüme	38.1±2.2	56.1±1.7	**28.2**±1.6	52.1±20.7
Zıplama	**35.0**±3.6	44.3±3.1	40.4±3.4	47.4±3.4
Salınım	46.5±12.0	**31.0**±3.5	35.3±4.0	58.5±3.5
Fırlatma	50.9±20.0	51.1±4.0	**38.9**±3.3	57.6±5.4

Politika başına 50 bölüm, ort.±std. İlk üç sütun GMR, son sütun PyRoki referanslarıyla eğitilmiştir; koyu değerler sınıf başına en düşük hatadır.

lümler arası değişkenlik yalnızca başlangıç durumu rasgeleleştirmesinden gelmektedir); takip hatası, BeyondMimic'in çapa-göreli (anchor-relative) ortalama uzuv konum hatası (MPJPE; yeniden hedefleme aşamasındaki MPBPE'den ayrı bir ölçü) tanımıyla raporlanmıştır [9].

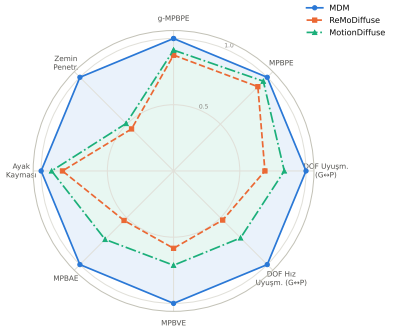
Tablo 2 sonuçları özetlemektedir. Yeniden hedefleme etkisi dinamik eksene aynen taşınmıştır: aynı üretici modelin (ReMoDiffuse) referanslarıyla GMR, dört sınıfın dördünde PyRoki'den düşük takip hatası vermiş (ör. yürümede 28.2'ye karşı 52.1 mm) ve eklem sarsıntısını 1.4–2.0 kat azaltmıştır (sınıf medyanı 397'ye karşı 649 rad/s^3). Şekil 5, bu farkın eğitim boyunca kalıcı olduğunu göstermektedir. Düşme oranları tüm bileşimlerde düşüktür (en yüksek %8, yürüme-ReMoDiffuse-PyRoki). Bu sonuçlar, Bölüm 4.1'deki kinematik sıralamanın takip edilebilirliğe taşındığı yorumuyla tutarlıdır: temas tutarlı referans, daha az düzeltme yüküyle daha pürüzsüz politika üretmektedir. Havada duran referansların konum hatasında yapısal bir taban oluşturduğu not edilmelidir; sarsıntı ve düşme oranı farkları bu taban etkisinden bağımsızdır. Kütle merkezinin destek çokgeni içinde kalma oranı da dört sınıfın dördünde GMR lehinedir (ör. yürümede %53'e karşı %36).

Üretici model etkisi ise sınıf bağımlıdır: ReMoDiffuse yürüme ve fırlatmada, MotionDiffuse salınımda, MDM zıplamada en düşük hatayı vermiştir. Kinematik eksendeki toplam sıralama dinamik eksende yalnız kısmen korunmakta, bu da üretici model seçiminin hedef eylem sınıfına göre yapılması gerekebileceğini düşündürmektedir (hücre başına tek temsilci hareketle sınırlı bir gözlem). Gürbüzlük açısından, en iyi iki politika referansın farklı fazlarından (%0–75) başlatıldığında düşme oranı %2'yi aşmamış, takip hatası en fazla 6.6 mm artmıştır. PyRoki bileşimlerinde temas zamanlaması uyumu ayrıca düşük ölçülmüştür; ancak bu değer, havada duran referansların seyrek temas etiketi üretmesi nedeniyle kısmen ölçüm kaynaklı yapay bir etkidir ve yöntem karşılaştırmasında kullanılmamıştır. Sonuçların tek eğitim tohumuna bağlı olmadığını doğrulamak için dört ReMoDiffuse–GMR koşusu üçer tohumla tekrarlanmış; son 100 iterasyondaki ortalama takip hatasının tohumlar arası aralığı tüm sınıflarda 2.3 mm'nin (bağıl %6), ortalama ödüldeki değişim ise %3'ün altında kalmıştır. PyRoki koşuları ise tek eğitim tohumuyla sınırlıdır: GMR tarafında gözlenen dar tohumlararası aralık, yöntemler arası 7–24 mm'lik farkların yanında küçük kalsa da bu bandın PyRoki için de geçerli olduğu varsayılamaz. Özellikle yüksek bölüm-içi değişkenlik (±20.7 mm) ve %8 düşme oranı gösteren yürüme hücresi tohum duyarlılığının en yüksek olabileceği noktadır; Tablo 2'deki GMR–PyRoki karşılaştırması bu asimetri göz önünde tutularak okunmalıdır.

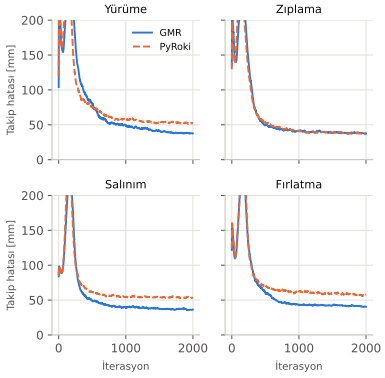
4.4. Korelasyon Analizi

Üretim metrikleri ile aktarım kalitesi arasındaki ilişki şu kurulumla nicelendirilmiştir: üretim tarafında önceki çalışmadaki değerlendirme setinden [5] FID, MM-Dist, çeşitlilik ve Multi-Modality metrikleri ile insan iskeletinde ölçülen ayak kayması; aktarım tarafında ise yedi metrik yer almaktadır: GMR aktarımının iki konum hatası ($E_{\text{g-mpbpe}}$, E_{mpbpe}) ve üç temas metriği (ayak kayması, zemin penetrasyonu, duruş fazı yer açıklığı) ile yöntemler arası iki uyuşmazlık ölçüsü (E_{dof}, $E_{\text{dof-v}}$). Her metrik, sınıf içi ortalama alınarak 3 model $\times$ 6 sınıf $=$ 18 hücreye toplulaştırılmış; ilişkiler Spearman sıra korelasyonu ile, 5 üretim $\times$ 7 aktarım metriğinden oluşan 35 çiftlik ailenin tamamı üzerinde ölçülmüş ve Holm ile Benjamini–Hochberg (BH) yöntemleriyle düzeltilmiştir. Güvenilir öngörücülük ölçütü, düzeltme sonrası α=0.05 düzeyinde anlamlılık olarak tanımlanmıştır. DOF uyuşmazlığı ölçüleri iki yöntem arasında tanımlı ve simetrik olduğundan aktarım belirsizliğinin, GMR konum ve temas metrikleri ise tek yönteme özgü aktarım kalitesinin göstergesi olarak yorumlanmalıdır.

Bu ölçüte göre incelenen hiçbir üretim metriği aktarım kalitesinin güvenilir bir öngörücüsü değildir: 35 çiftin 10'unda ham $p < 0.05$ gözlense de, düzeltme sonrasında hiçbir çift anlamlı kalmamaktadır (en küçük BH-düzeltmeli p=0.078); 18 hücre-



Şekil 4: Üretici modele göre yeniden hedefleme profilleri (GMR ve PyRoki ortalaması; normalize; küçük alan daha iyi).



Şekil 5: Eğitim boyunca canlı takip hatası (ReMoDiffuse referansları; 25 iterasyonluk kayan ortalama).

lik örneklem istatistiksel gücü zaten sınırlamaktadır. Keşifsel düzeyde en güçlü ilişki dağılımsal gerçekçilikte değil üretim tutarlılığındadır: aynı istem için üretimler arası çeşitliliği ölçen MultiModality arttıkça DOF uyuşmazlığı da artmaktadır (E_{dof}; ρ=0.65). FID robot tarafındaki ayak kaymasıyla ancak orta düzeyde ilişkilidir (ρ=0.57); DOF uyuşmazlığıyla ilişkisi yoktur ($\rho = -0.33$). Ana ilişkiler PyRoki aktarım tarafında da benzer yön ve büyüklüktedir (ör. FID–ayak kayması ρ=0.62); bulgular tek yeniden hedefleyiciye özgü değildir. İnsan iskeletindeki ayak kayması sınıf içinde bilgilendirici olup altı sınıfın beşinde en iyi modeli doğru işaret etmekte, ancak model düzeyinde sıralamayı tersine çevirebilmektedir: insan tarafında en çok kayan ReMoDiffuse, aktarım sonrasında en az kayan modeldir. Bu tersinmenin olası mekanizması, yeniden hedeflemenin temas-dayatıcı bir süzgeç gibi davranmasıdır: her iki yöntem de temas evresinde ayağı zemine bağladığından mutlak kayma aktarımda büyük ölçüde giderilmekte; kalan kayma, hareketin eklem-hız tutarlılığına duyarlı hale gelmektedir. Erişim tabanlı üretimiyle hız-tutarlı diziler veren ReMoDiffuse'un en düşük DOF uyuşmazlığına sahip olması (158 mrad) ve MDM'nin bilinen yüksek sarsıntı profili [5] bu açıklamayla uyumludur; kesin doğrulama, hareket-başına eşleştirilmiş insan–robot kayma ölçümü gerektirmektedir.

5. Sonuç

Bu bildiride, metin güdümlü difüzyon modellerinin ürettiği hareketler yeniden hedefleme ve RL takibi aşamalarıyla birlikte Unitree G1 platformunun benzetim ortamında uçtan uca değerlendirilmiştir. Kinematik eksende GMR, ayak kayması ve duruş fazı yer açıklığında PyRoki'den tutarlı biçimde üstün bulunmuş; bu üstünlük, ReMoDiffuse referanslı eşleştirilmiş karşılaştırmada dinamik eksene taşınarak dört sınıfın dördünde daha düşük takip hatası sağlamış ve eklem sarsıntısını 1.4–2.0 kat azaltmıştır. Üretici model ekseninde ReMoDiffuse en uyumlu aktarım profilini vermiş, dinamik eksende ise sıralama sınıf bağımlı çıkmıştır.

Hareket üretim metrikleri robotta icra edilebilirliği öngörüyor mu? Korelasyon analizi (Bölüm 4.4), incelenen kurulum için bu soruya olumsuz yanıt vermektedir: 35 çiftlik ailede hiçbir üretim metriği, çoklu karşılaştırma düzeltmesi sonrasında aktarım kalitesinin güvenilir bir öngörücüsü olarak öne çıkmamaktadır. En güçlü ham ilişki dahi dağılımsal gerçekçilikten (FID) değil, üretim tutarlılığını yansıtan MultiModality metriğinden gelmekte; insan iskeletindeki ayak kayması ise sınıf içinde bilgilendirici olsa da model düzeyinde sıralamayı tersine çevirebilmektedir. Dolayısıyla üretim metrikleri, robota aktarılabilirlik değerlendirmesinin yerine geçememekte; metinden-harekete modellerin robotik kullanımında değerlendirmenin yeniden hedefleme ve dinamik takip aşamalarını da kapsaması gerekmektedir.

Bulguların kapsamı şu sınırlarla okunmalıdır: değerlendirme tek robot morfolojisiyle ve yalnızca fizik benzetimindedir; üretici modeller fiziksel kısıt gözetmeyen 2022–2023 dönemi modelleridir; dinamik eksen dört sınıf ve hücre başına tek hareketle sınırlıdır; PyRoki koşuları tek tohumla yürütüldüğünden dinamik karşılaştırma tohum değişkenliğine karşı doğrulanmamıştır (en az bir sınıfta çoklu tohumla doğrulama önceliklidir); icra edilen hareketin metne anlamsal bağlılığı değerlendirilmemiştir. Benzetimden gerçeğe aktarım (sim-to-real) boşluğu da yorumu koşullandırmaktadır: eyleyici dinamiği ile temas ve sürtünme modellemesindeki farklar nedeniyle mutlak hata ve düşme değerlerinin donanımda yükselmesi; yöntemler ve modeller arası sıralamaların ise referans yörünge kalitesinden kaynaklandıkları için daha dayanıklı kalması beklenir; temel alınan takip mimarisi [9] ve GMR [6] gerçek G1 donanımında doğrulandığından somut bir aktarım yolu da mevcuttur. Gelecek çalışmalar, bu hattın gerçek donanıma aktarımını ve fiziksel kısıtları üretim aşamasında gözeten modellerin aynı çerçevede değerlendirilmesini kapsayacaktır.

6. Teşekkür

Bu çalışma Türkiye Bilimsel ve Teknolojik Araştırma Kurumu (TÜBİTAK) tarafından 126E386 no'lu proje kapsamında desteklenmiştir.

7. Kaynakça

[1] Zhaoyuan Gu, Junheng Li, Wenlan Shen, Wenhao Yu, Zhaoming Xie, Stephen McCrory, Xianyi Cheng, Abdulaziz Shamsah, Robert Griffin, C Karen Liu, et al., "Humanoid locomotion and manipulation: Current progress and challenges in control, planning, and learning," *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 2025.

[2] Guy Tevet, Sigal Raab, Brian Gordon, Yonatan Shafir, Daniel Cohen-Or, and Amit Haim Bermano, "Human motion diffusion model," in *The Eleventh International Conference on Learning Representations (ICLR)*, 2023.

[3] Mingyuan Zhang, Zhongang Cai, Liang Pan, Fangzhou Hong, Xinying Guo, Lei Yang, and Ziwei Liu, "Motiondiffuse: Text-driven human motion generation with diffusion model," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 46, no. 6, pp. 4115–4128, 2024.

[4] Mingyuan Zhang, Xinying Guo, Liang Pan, Zhongang Cai, Fangzhou Hong, Huirong Li, Lei Yang, and Ziwei Liu, "Remodiffuse: Retrieval-augmented motion diffusion model," in *Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV)*, 2023, pp. 364–373.

[5] Ali Ihsan Ozcetin, Burak Tantay, Kadir Yavuz Kurt, and Hakan Temeltas, "A comparative study of text-driven diffusion models for generative human-like motion," in *2026 IEEE Conference on Artificial Intelligence (CAI)*. IEEE, 2026, pp. 1140–1145.

[6] Joao Pedro Araujo, Yanjie Ze, Pei Xu, Jiajun Wu, and C. Karen Liu, "Retargeting matters: General motion retargeting for humanoid motion tracking," *arXiv preprint arXiv:2510.02252*, 2025.

[7] Chuan Guo, Shihao Zou, Xinxin Zuo, Sen Wang, Wei Ji, Xingyu Li, and Li Cheng, "Generating diverse and natural 3D human motions from text," in *Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition*, 2022, pp. 5142–5151.

[8] Chung Min Kim, Brent Yi, Hongsuk Choi, Yi Ma, Ken Goldberg, and Angjoo Kanazawa, "Pyroki: A modular toolkit for robot kinematic optimization," in *2025 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*. IEEE, 2025.

[9] Qiayuan Liao, Takara E Truong, Xiaoyu Huang, Yuman Gao, Guy Tevet, Koushil Sreenath, and C Karen Liu, "Beyondmimic: From motion tracking to versatile humanoid control via guided diffusion," *arXiv preprint arXiv:2508.08241*, 2025.

[10] Xue Bin Peng, Pieter Abbeel, Sergey Levine, and Michiel Van de Panne, "Deepmimic: Example-guided deep reinforcement learning of physics-based character skills," *ACM Transactions on Graphics*, vol. 37, no. 4, pp. 1–14, 2018.