

# Nedensel Akıl Yürütme Ağları (Causal Reasoning Networks) ve Çıkarım Güçlendirme Yöntemleri

**Nedensel Akıl Yürütme (Causal Reasoning)**, geleneksel korelasyon temelli yaklaşımların ötesine geçerek **neden-sonuç ilişkilerini** modellemeyi hedefleyen bir yapay zeka alanıdır. Bu alanda geliştirilen **Nedensel Akıl Yürütme Ağları (Causal Reasoning Networks, CRN)** ve benzeri modeller, makine öğrenimi modellerinin *çıkarım gücünü* artırmayı, yani daha güçlü nedensel çıkarımlar yaparak tahmin başarımını iyileştirmeyi amaçlar. Geleneksel büyük dil modelleri veya derin ağlar, eğitim verilerindeki korelasyonları öğrenir; ancak *nedensellik kavramını içsel olarak anlamazlar*. İnsanlar ise *neden-sonuç* bilgisini kullanarak “yangını kül oluşturur, ancak kül yangına neden olmaz” gibi mantıksal çıkarımlar yapar. Benzer şekilde, **Nedensel AI (Yapay Zekada Nedensellik)** yöntemleri, modellerin veri içindeki kalıpların “**neden**” ortaya çıktığını kavramasını ve “*ya böyle olsaydı?*” tarzı karşı-olgusal senaryoları değerlendirmesini sağlar <sup>1</sup>. Bu sayede karar-destek sistemleri daha güvenilir hale gelir, zira modeller hem hızlı örüntü tanıma yapabilir hem de **nedensel mantıkla** öngörülerini gerekçelendirebilir <sup>2</sup> <sup>3</sup>. Aşağıda, 2024’ten günümüze literatürde yer alan ve **CRN benzeri çıkarım güçlendirme** yaklaşımı sergileyen önemli yöntemler özetlenmiştir.

## Veri Sapmalarını Gidermek için Nedensel Ağlar (LDCRN Örneği)

**Doğal Dil İşleme (NLI) için LDCRN modeli**, eğitim verilerindeki *yanlı (spurious) korelasyonları* gidererek daha **genelleştirilebilir** çıkarım yapmayı hedefleyen bir nedensel ağ yaklaşımıdır. 2024 yılında sunulan **Label-aware Debiased Causal Reasoning Network (LDCRN)** modeli, önce NLI görevi için bir **nedensel grafik** kurarak cümleler ile etiketler arasındaki gerçek nedensel ilişkileri ve istenmeyen korelasyonları tanımlar <sup>4</sup>. Ardından, güçlü bir dil modeli (örn. RoBERTa) yardımıyla giriş cümlelerinin etiket üzerindeki **toplam nedensel etkisini** hesaplar. Modelin kilit bileşeni, *etiket bilgisi farkındalığına sahip önyargı modülüdür*; bu modül verideki yanlı korelasyonların etkisini ayrı olarak modelleyip **ince taneli (fine-grained)** şekilde ölçer <sup>5</sup>. Son aşamada, toplam etkiden bu yanlı etkinin çıkarılmasıyla *düzeltilmiş nedensel etki* elde edilir ve model, kararını bu düzeltilmiş etkiye göre verir. Yapılan deneyler, MultiNLI gibi standart veri kümelerinde LDCRN’nin bu yaklaşımla üstün performans sergilediğini, insan tarafından derlenmiş zorlayıcı test setlerinde dahi **genel başarımları artırdığını** göstermiştir <sup>6</sup>. Bu sonuçlar, **nedensel çıkarım güçlendirmesi** ile model önyargılarının azaltılabileceğine ve tahmin doğruluğunun iyileştirilebileceğine dair önemli bir kanıt sunmaktadır.

## Çok Modlu Nedensel Akıl Yürütme (Video-Metin Eşleme Örneği)

Korelasyona dayalı derin öğrenme modelleri, farklı modaliteler (ör. video ve metin) arasındaki ilişkilerde genellikle *yansıma (confounding) etkileri* tam çözemeyebilir. **2025 yılında Lan ve Lv tarafından önerilen Nedensel Dikkat Transformatörü (Causal Attention Transformer)** mimarisi, video-metin eşleme görevinde bu sorunu gidermek üzere tasarlanmıştır <sup>7</sup>. Bu yöntemde, öncelikle video ve altyazı verisindeki performansı etkileyen tüm yan etkenlerin veri setinden kaynaklandığı varsayılır ve göreve uygun bir **Yapısal Nedensel Model (Structural Causal Model)** oluşturulur <sup>8</sup>. Bu nedensel grafiğe dayalı olarak, eğitim sırasında *front-door* kriterine benzer müdahaleler yapılarak veri seti önyargılarının modeli yanıltması engellenir <sup>9</sup>. Model mimarisinin kalbinde, **Nedensel Dikkat Transformatörü birimleri** bulunur; bu birimler video klipleri ile bunlara ait metin arasında nedensel olarak ilişkili özellikleri öğrenir. Özellikle, klasik dikkat mekanizmasının ürettiği benzerlik skorları yerine, model *neden-*

*sonuç olasılıkları* hesaplayarak video ile metin arasındaki eşleşmeyi değerlendirir <sup>7</sup> . Üç farklı video-metin veri setinde (MSR-VTT, MSVD, LSMDC) yapılan deneyler, bu nedensel çıkarım ağı tabanlı yaklaşımın önceki yöntemlere kıyasla belirgin bir başarı artışı sağladığını göstermiştir <sup>10</sup> . Bu çalışma, **çok modlu karar-destek sistemlerinde** nedensel akıl yürütmenin performansı yükseltebileceğine iyi bir örnek teşkil etmektedir.

## Finans ve Karar Destek Alanında Nedensel İlişki Keşfi (CausalStock Örneği)

Finansal tahmin ve karar destek sistemlerinde, değişkenler arası **yönlü ilişkiyi** (bir hissenin diğerine etkisi gibi) yakalamak tahmin başarımını artırabilir. 2024 NeurIPS konferansında sunulan **CausalStock** modeli, haber metinleri ve piyasa verilerinden **nedensel keşif** yaparak çoklu hisse senedi hareketi tahminini iyileştiren bir yaklaşımdır <sup>11</sup> . CausalStock mimarisi iki ana bileşene sahiptir: (1) *LLM tabanlı Gürültü Giderimli Haber Kodlayıcı* – finans haberlerindeki gürültüyü filtrelemek için büyük bir dil modelinin değerlendirme yeteneğini kullanarak haberlere puan verir ve **temiz temsiller** oluşturur <sup>12</sup> <sup>13</sup> ; (2) *Gecikme Bağımlı Nedensel Keşif Modülü* – zaman serisi verilerdeki stoklar arası nedensel etkileşimleri yakalar. Bu modül, her bir hisse senedi arasındaki **nedensel yönlü bağları** öğrenebilmek için zaman gecikmesini de hesaba katan bir yöntemle *nedensel grafik (DAG)* dağılımı çıkarır <sup>11</sup> <sup>14</sup> . Elde edilen **nedensel grafik**, fonksiyonel nedensel modelleme (FCM) yaklaşımları ile entegre edilerek tahmin aşamasında kullanılır <sup>15</sup> . Sonuçta CausalStock, aynı anda hem **hisseler arası nedensel ilişkileri keşfedip modelleyerek** hem de haber bilgisini gürültüden arındırarak, çeşitli veri setlerinde **daha yüksek doğrulukta tahminler** yapmayı başarmıştır <sup>16</sup> <sup>17</sup> . Bu yaklaşım, finansal karar-destek sistemlerinde ve diğer zaman serisi tahmin problemlerinde, **nedensel öğrenimin** korelasyon temelli yöntemlere kıyasla önemli avantajlar sunabileceğini göstermektedir.

## Bilimsel Modellerde Nedensel Kısıtlar ve Fiziksel Tutarlılık

Bilimsel modelleme ve mühendislik alanlarında, **fizik yasaları ve nedensellik** gözetenmeden eğitilen kara-kutu derin öğrenme modelleri, fiziksel olarak tutarsız sonuçlar üretebilir. Bu sorunu ele almak için geliştirilen **Nedensel Fizik-Katılımlı Derin Öğrenme Mimarisinde** (Adombi & Chesnaux, 2024), makine öğrenimi modellerine *nedensel ilişki kısıtları* entegre edilmiştir <sup>18</sup> . Temel fikir, bir fiziksel sistemin değişkenleri arasındaki neden-sonuç önceliklerini model içerisine kısıtlar olarak koymak ve böylece modelin bu ilkelere uymasını sağlamaktır. Örneğin, yeraltı suyu seviye simülasyonunda, yağış → yeraltı suyu beslemesi → seviye değişimi şeklindeki nedensel zincirin gözetenilmesi hedeflenmiştir. Adombi ve arkadaşlarının önerdiği mimaride, sıradan bir 1D-CNN modeli ile karşılaştırılan iki *fiziksel bilgiyle zenginleştirilmiş model* bulunur: Biri önceki çalışmadan alınan temel PIML (Physics-Informed ML) modelidir (H-Lin), diğeri ise **yeni nedensel kısıtlı mimaridir** (H-LinC). Yapılan deneyler, saf derin öğrenme modeli (1D-CNN) en düşük fiziksel tutarlılığa sahip olsa da en yüksek hatasızlığa ulaştığını, ancak yeni önerilen H-LinC modelinin **hem fiziksel nedensellik kurallarına uyup** hem de önceki nedensel modelden daha iyi performans gösterdiğini ortaya koymuştur <sup>19</sup> . Özellikle H-LinC, eski nedensel model H-Lin'e kıyasla **tahmin doğruluğunu yükseltirken** nedensel prensiplere sadık kalabilmiştir <sup>20</sup> . Bu çalışma, bilimsel karar destek modellerinde nedensel kısıtların entegre edilmesinin, modeli kısıtlamak bir yana, doğru uygulandığında **modelleme başarımını da arttırabileceğini** göstermektedir <sup>21</sup> <sup>22</sup> .

## Sağlıkta Karar Destek için Nedensel Öneri Sistemleri

Karar destek sistemlerinin önemli bir kullanım alanı olan sağlık teknolojilerinde de nedensel çıkarım odaklı yaklaşımlar öne çıkmaya başlamıştır. **Dijital mental sağlık** alanında 2024 sonunda önerilen

**Causal AI Recommendation System (CAIRS)** buna iyi bir örnektir. CAIRS, uzman bilgisi ve gözlemsel verileri kullanarak bir **nedensel model** öğrenir; daha sonra bu modeli kullanarak farklı müdahalelerin (ör. belirli bir terapi uygulanırsa sonucu ne olur gibi) sonuçlarını *simüle eder* <sup>23</sup>. Bu sayede, olası tedavi veya müdahale seçeneklerinin **karşı-olgusal senaryoları** değerlendirilebilir ve en olumlu sonucu verecek seçenek belirlenebilir. Örneğin, bir dijital sağlık platformunda CAIRS, bir danışanın verilerine dayanarak “X tedavisi uygulansaydı depresyon skoru nasıl değişirdi?” sorusunu sorup, farklı tedavi ihtimallerinin sonuçlarını karşılaştırarak en etkili müdahaleyi önerir. Bu yaklaşım, geleneksel öneri sistemlerinden farklı olarak **“neden-sonuç”** odaklıdır ve özellikle sağlık gibi yüksek riskli karar alanlarında daha güvenilir *karar-destek* sağlayabilir. Nitekim, **nedensel AI**’ın genel avantajlarından biri de önyargıları azaltması ve *adil kararlar* desteklemesidir: Değişkenler arasındaki ilişkileri açıkça modelleyerek, kararları etkilemeyen ancak korelasyon yaratan yan etkenleri tespit edip etkisini gidermek mümkün olur <sup>24</sup>. Bu da özellikle tıp ve finans gibi alanlarda, nedensel çıkarsama yöntemlerinin daha şeffaf, açıklanabilir ve **etkili tavsiyeler** sunmasına imkan tanır.

## Büyük Modellerde Nedensel Akıl Yürütme Eğilimleri

2024 ve sonrasında, büyük ölçekli yapay zeka modellerinin (özellikle **Büyük Dil Modellerinin**) nedensel akıl yürütme yeteneklerini artırmak da araştırmacıların öncelikli hedeflerinden biri olmuştur. Örneğin, son dönemdeki bir derleme çalışmasında, mevcut büyük dil modellerinin aslında **nedensel çıkarım yeteneğinin sınırlı olduğu**, çünkü eğitim süreçlerinde neden-sonuç ayırımından ziyade dilsel korelasyonlara odaklandıkları vurgulanmıştır <sup>25</sup>. Bu kısıtı aşmak için literatürde çeşitli yöntemler görülmektedir: *nedensel bilgisayar oyunları veya bulmacalarla* modellenin eğitilmesi, *girdi-çıktı çiftlerinde nedensel ipuçları barındıran özel veri kümeleriyle ince ayar (fine-tuning)*, veya *model çıktılarının harici nedensel araçlarla (ör. nedensel grafik hesaplayıcılar) desteklenmesi* gibi teknikler önerilmektedir <sup>26</sup>. Amaç, büyük modellerin sadece dilsel tutarlılığı değil, aynı zamanda **gerçek dünyadaki neden-sonuç ilişkilerini** de içselleştirmesini sağlamaktır. Nitekim, tıp ve ekonomi gibi alanlardaki uygulamalarda salt korelasyona dayanan modeller yetersiz kaldığından, bu modellerin **nedensel mantık yürütme** becerisinin geliştirilmesi gerektiği vurgulanmaktadır <sup>27</sup> <sup>28</sup>. Geleceğe dönük çalışmalar, multimodal (örn. görsel-işitsel) ortamlarda nedensel akıl yürütme, modellerin kendi kendine nedensel çıkarım yapmayı öğrenmesi ve etik açıdan tutarlı nedensel kararlar alabilmesi gibi konulara odaklanmaktadır <sup>29</sup>. Özetle, CRN ve benzeri yaklaşımlar başlangıçta özel görevler için geliştirilmiş olsa da, günümüzde **genel amaçlı yapay zeka sistemlerinin** de vazgeçilmez bir parçası haline gelmektedir.

## Sonuç ve Değerlendirme

**CRN benzeri çıkarım güçlendirme modelleri**, yapay zekanın karar verme mekanizmalarını *insana daha yakın bir biçimde* güçlendirmeyi hedefleyen yenilikçi yaklaşımlardır. Karar-destek sistemleri ve bilimsel modelleme alanlarında, bu yöntemlerin sağladığı en büyük kazanım, **“neden?”** sorusunu veri odaklı bir şekilde yanıtlayabilmeleridir. 2024 ve 2025 yıllarında yayımlanan saygın çalışmalar, nedensel grafikleri derin öğrenmeye entegre ederek önyargıları gidermenin (LDCRN ile), farklı veri modaliteleri arasında nedensel ilişkiler yakalamanın (video-metin nedensel dikkat modelleri ile) ve zaman serisi/finans verilerinde yönlü etkileşimleri öğrenmenin (CausalStock gibi) **tahmin başarımını belirgin ölçüde artırdığını** ortaya koymuştur <sup>7</sup> <sup>16</sup>. Benzer şekilde, fiziksel ilkelere nedensel kısıtlar şeklinde bağlı kalan mimariler, model çıktılarının hem güvenilirliğini hem de doğruluğunu yükseltebilmektedir <sup>19</sup>. Sağlık ve benzeri alanlarda, nedensel AI destekli sistemler, *“Bu müdahale uygulansa ne olurdu?”* sorusunu cevaplayarak daha etkin öneriler sunmaya başlamıştır <sup>1</sup> <sup>23</sup>. Tüm bu gelişmeler, nedensel akıl yürütmenin yapay zeka modellerinde sadece bir açıklanabilirlik unsuru değil, aynı zamanda **performansı da artıran** bir bileşen olabileceğini göstermektedir. Sonuç olarak, 2024 sonrası literatür, derin öğrenme ve nedensel çıkarımın birleşimiyle oluşan bu alanda hızlı bir ilerlemeye işaret etmekte;

geleceğin karar-destek ve tahmin sistemlerinin, “sebe-sonuç” odaklı düşünebilen modeller üzerine inşa edileceğinin sinyallerini vermektedir.

**Kaynaklar:** Bu yanıt içerisinde kullanılan bilgilerin tümü, 2024 ve 2025 yıllarında yayımlanan hakemli makaleler, saygın konferans bildirileri ve arXiv gibi ön baskı kaynaklarından derlenmiş olup ilgili cümlelerin sonunda **[kaynak numarasısatır aralığı]** biçiminde referans olarak sunulmuştur. Bu sayede, okurlar hem ileri okumalar yapabilir hem de belirtilen yaklaşımların orijinal çalışmalarına doğrudan erişebilirler. 1 7 5 19 11 23

---

1 2 3 24 Causal AI: the revolution uncovering the 'why' of decision-making | World Economic Forum

<https://www.weforum.org/stories/2024/04/causal-ai-decision-making/>

4 5 6 Label-aware debiased causal reasoning for Natural Language Inference | OpenReview

<https://openreview.net/forum?id=x3beMcly7M>

7 8 9 10 (PDF) Causal Attention Transformer for Video Text Retrieval

[https://www.researchgate.net/publication/391189880\\_Causal\\_Attention\\_Transformer\\_for\\_Video\\_Text\\_Retrieval](https://www.researchgate.net/publication/391189880_Causal_Attention_Transformer_for_Video_Text_Retrieval)

11 12 13 14 15 16 17 proceedings.neurips.cc

[https://proceedings.neurips.cc/paper\\_files/paper/2024/file/54d689d58fe54c92aee2d732fc49fca8-Paper-Conference.pdf](https://proceedings.neurips.cc/paper_files/paper/2024/file/54d689d58fe54c92aee2d732fc49fca8-Paper-Conference.pdf)

18 19 20 21 22 A New Causal Physics-Informed Deep Learning Architecture to Improve Model Performance in Groundwater Level Simulation by Adoubi Vincent De Paul ADOMBI, Romain Chesnaux :: SSRN

[https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract\\_id=4829861](https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=4829861)

23 CAIRS: A causal artificial intelligence recommendation system for ...

<https://www.medrxiv.org/content/10.1101/2024.11.11.24317126v2.full-text>

25 26 27 28 29 A Survey on Enhancing Causal Reasoning Ability of Large Language Models

<https://arxiv.org/html/2503.09326v1>