

“Bayesian Networks in Radiology” Makalesinin Derinlemesine Analizi

Klinik Problem ve Hedef

Makalenin Odaklandığı Tıbbi Sorun: Radyolojide tanı ve karar verme sürecinin zorluğu, çok sayıda farklı veri türünün (görüntü bulguları, klinik bilgiler, laboratuvar sonuçları vb.) bir arada değerlendirilmesini gerektirir ¹. Radyologlar bir görüntüdeki anormallikleri hastanın klinik durumu ile birleştirerek doğru teşhise ulaşmak zorundadır. Makale, spesifik bir tek hastalık yerine genel olarak **radyolojik tanı destek sistemleri** üzerine odaklanır. Özellikle, **yapay zekâ tabanlı bir karar desteği** ile görüntü bulgularını hastanın klinik bilgileriyle bütünleştirerek **ayırıcı tanıya ulaşma** ve **klinik karar verme** problemini ele alır ². Bu kapsamda, çeşitli klinik senaryolarda Bayesyen ağların nasıl uygulandığı örneklendirilmektedir. Örneğin:

- **Karaciğer lezyonlarının tanısı:** DAFODILL isimli bir karar destek modeli, karaciğerde 14 farklı lezyonu sekiz MRI bulgusu ve dört klinik parametre yardımıyla ayırt etmeyi amaçlamıştır ³.
- **Akut apandisit teşhisi (çocuklarda):** Bir Bayesyen ağ modeli, çocuk hastalarda akut apandisit tanısını dört ultrason bulgusu (ör. apendiks çapı, duvar hiperemisinin varlığı) ve dokuz klinik/laboratuvar değişkenine (ör. ateş, ağrı süresi, CRP seviyesi) dayanarak desteklemiştir ⁴. Bu model, eksik veriler olsa bile olasılık hesaplayabilmiş ve belirli vaka örneklerinde %97 olasılıkla apandisit olduğu sonucunu üretebilmiştir ⁵.
- **Kemik tümörlerinin benign-malign ayrımı:** Nadir görülen primer kemik tümörlerinde tanı zordur. Bir Bayesyen ağ, yaş, cinsiyet ve 17 radyografik özellik kullanarak beş benign ve beş malign kemik tümörünü doğru ayırt etmeyi başarmıştır ⁶. Başka bir çalışmada, naif Bayes yöntemi ile 1664 vaka üzerinde 29 farklı kemik tümörü tipi %44 doğrulukla (ilk tahminde) teşhis edilmiş; doğru tanıyı ilk üç olası tanı içinde verme oranı %60 olarak raporlanmıştır ⁶ ⁷.
- **Meme görüntülemesinde kanser riski tahmini:** Meme röntgeni raporlarındaki standart BI-RADS bulgularını ve klinik risk faktörlerini kullanarak meme kanseri olasılığını hesaplayan Bayesyen ağ tabanlı sistemler geliştirilmiştir ⁸. Örneğin, **MammoNet** adlı sistem yedi klinik özellik ve 15 mamografi bulgusu üzerinden meme kanseri varlığını tahmin etmektedir ⁸.

Bu örneklerin ortak noktası, **farklı türdeki verilerin entegre edilerek tanı destek kararlarının verilmesi** problemidir. Makale, bu klinik soruna çözüm olarak **Bayesyen ağlar** (Bayesian networks) adlı yapay zekâ yaklaşımını ele almaktadır. Bayesyen ağlar, **belirsizlik altında akıl yürütme** yaparak doktorlara karar sürecinde yardımcı olmayı hedefler ⁹ ¹⁰. Bu sayede radyologlar, karmaşık olguları değerlendirirken Bayesyen ağların sağladığı **objektif olasılık hesaplamalarından** ve **açıklanabilir önerilerden** faydalanabilir.

Yapay Zekâ Yöntemleri ve Model Mimarileri

Kullanılan Yapay Zekâ Yaklaşımı: Makalenin ana odak noktası **Bayesyen Ağlar (Bayesian Networks)** olarak adlandırılan bir yapay zekâ modelidir. Bayesyen ağlar, 1980'lerin ortasında tanıtılmış ve özellikle **olasılıksal grafik modeller** sınıfına giren bir yöntemdir ⁹. Bu model, **yönlendirilmiş asiklik grafik** (directed acyclic graph, DAG) yapısı ile değişkenler arası **olasılıksal ilişkileri** temsil eder ¹¹ ¹². Her bir **düğüm (node)** bir değişkeni (örneğin bir hastalığın varlığı/yokluğu veya bir görüntü bulgusunun mevcut/değil oluşu) temsil ederken; düğümler arasındaki **oklar (kenarlar)** bu değişkenler arasındaki

nedensel veya olasılıksal etkileşimi gösterir ¹² ¹³ . Her düğüme ait bir **Koşullu Olasılık Tablosu (Conditional Probability Table, CPT)** bulunur; bu tablo, ilgili değişkenin alabileceği değerlerin, ebeveyn düğümlerinin belirli durumları altında hangi olasılıklara sahip olduğunu tanımlar ¹⁴ ¹⁵ . Örneğin, bir Bayes ağı modeli **meme kanseri** senaryosu için Şekil 1’de gösterilmiştir. Bu ağda *Yaş*, *Meme Kanseri* ve *Mamografi Sonucu* olmak üzere üç düğüm ve aralarındaki olasılıksal ilişkiler görülmektedir ¹⁶ ¹⁷ . *Yaş* düğümünün beş olası aralığına (ör. 40–49, 50–59 vb.) ön olasılıklar atanmıştır; **Meme Kanseri** düğümünün “var” ya da “yok” olma durumları, hastanın yaşı tarafından etkilenmektedir; **Mamografi Sonucu** (normal veya anormal) ise kanserin varlığına bağlı bir test sonucudur. Bu yapı içerisinde, oklar nedensel etkinin yönünü gösterir (örneğin kanser → mamografi sonucu okuyla, mamografi sonucunun olasılıkları kanserin varlığına göre belirlenir). Bayes ağı, herhangi bir düğümün durumu bilindiğinde (ör. hastanın 70 yaş üzerinde olması gibi) diğer düğümlerin olasılık dağılımını **Bayes kuralı** ile güncelleyebilir; örneğin hastanın 70+ yaşında olduğu bilgi olarak girildiğinde meme kanseri ihtimali %1.26’dan %2.60’a yükselir, ek olarak mamografinin anormal çıktığı bilgisi de verildiğinde bu ihtimal %32.5’a çıkar ¹⁸ ¹⁹ . Bu örnek, Bayesyen ağların **öncül olasılıklardan şartlı olasılıklara geçerek** tanısıl çıkarımlar yapabildiğini göstermektedir.

Şekil 1: Basit bir Bayesyen ağ örneği – Hastanın yaşı, meme kanseri varlığı ve mamografi sonucu arasında olasılıksal ilişkiler. Gri renkteki düğümler gözlemlenmiş bilgileri (hastanın 70 yaşından büyük olması ve mamografinin anormal çıkması) gösterirken, bej renkteki düğüm bilinmeyen değişkeni (kansere durumu) temsil eder. Oklar, nedensel/olasılıksal etki yönünü belirtir; örneğin meme kanserinden mamografi sonucuna doğru olan ok, mamografinin anormal olma olasılığının kanserin varlığına bağlı olduğunu gösterir. Model, girilen kanıtlar ışığında meme kanseri olasılığını güncelleyebilir: Hiçbir bilgi yokken kanser olasılığı %1.26 iken, 70+ yaş bilgi olarak girildiğinde %2.60’a, ek olarak anormal mamografi sonucu girildiğinde %32.5’e yükselmektedir ¹⁸ ¹⁹ .

Makaledeki temel yapay zekâ yöntemi Bayesyen ağlar olsa da, **derin öğrenme** (özellikle **Convolutional Neural Network – CNN**, evrimsel sinir ağı) gibi yöntemlere de atıf yapılmaktadır. Bayesyen ağlar **görüntü tanıma (bilgisayarlı görme)** problemine doğrudan uygulanamazken ²⁰ , **hibrit yaklaşımlar** ile derin öğrenmenin ve Bayesyen ağların bir arada kullanılması önerilmektedir ²¹ ²² . Bu hibrit mimaride, **CNN gibi derin öğrenme modelleri** ham tıbbi görüntülerdeki lezyonları veya anomalileri otomatik olarak saptayıp nicel özellikler çıkarırken; **Bayesyen ağ** ise bu çıkarılan görüntü özelliklerini hastanın yaşı, cinsiyeti, klinik belirtileri, laboratuvar değerleri gibi diğer verilerle entegre ederek **tanıyı oluşturmaktadır** ²³ ²⁴ . Bu, radyologların gerçek hayatta izlediği iki adımlı süreci (önce görüntüden bulguların tanınması, sonra klinik bağlam ile yorumlanması) taklit eden bir mimaridir ²⁵ ²⁶ .

Makale ayrıca Bayesyen ağların **diğer makine öğrenimi yöntemleriyle** ilişkisini de tartışır. Bayesyen ağlar, derin sinir ağlarının yanı sıra **karar ağaçları**, **destek vektör makineleri (SVM)** veya **kümeleme algoritmaları** gibi yöntemlere alternatif veya tamamlayıcı olarak kullanılabilir ²⁷ . Örneğin, karar ağaçları belirli kurallara göre dallanarak sonuca varırken, Bayesyen ağlar tüm olasılıkları hesaplayarak daha esnek bir çıkarım sunabilir. **Naif Bayes** gibi basitleştirilmiş Bayes modelleri, Bayesyen ağların özel bir türüdür (tek bir neden düğümün birden fazla belirtiye etkisi varsayımıyla). Makalede bahsedilen meme kanseri risk hesaplamasında **ağaç-genişletilmiş naif Bayes (tree-augmented naive Bayes)** modeli kullanılmıştır ²⁸ ²⁹ . Ayrıca **Bayesyen sinir ağları** kavramına değinilerek, klasik sinir ağlarının eğitiminin Bayesian çıkarım prensipleriyle yapılmasının (ağırlıklara olasılıksal bir yaklaşım getirilmesinin) mümkün olduğu belirtilmektedir ³⁰ . Ancak bu konu makalede derinlemesine işlenmemiştir, sadece Bayes yaklaşımının farklı AI çerçevelerine entegre edilebileceğine dair bir örnek olarak sunulmuştur.

Veri Kaynakları, Veri Ön İşleme ve Veri Büyüklüğü

Veri Kaynakları: Bayesyen ağlar, **çeşitli kaynaklardan gelen heterojen verileri** kullanabilir. Makalede ele alınan uygulamalarda kullanılan veriler şunları içerir: tıbbi görüntülerden elde edilen bulgular (örn. **MRI ve röntgen incelemelerindeki özellikler**), **hastaya ait klinik bilgiler** (yaş, cinsiyet, semptomlar, fizik muayene bulguları), **laboratuvar sonuçları** (kan değerleri gibi) ve **epidemiyolojik veriler** (risk faktörleri, aile öyküsü vb.) ^{1 4}. Örneğin, apandisit modelinde hastanın ateşi, semptom süresi, CRP seviyesi gibi klinik veriler; meme kanseri modellerinde ise hastanın yaşı, aile öyküsü gibi risk faktörleri ve mamografiden elde edilen bulgular birlikte kullanılmıştır ^{4 8}. Bazı modeller tamamen **literatürden elde edilen olasılık değerlerine** dayandırılmıştır: Örneğin safra kesesi hastalıklarını değerlendiren bir Bayesyen ağ modeli, tıbbi yayınlardaki prevalans ve ilişki verilerini kullanarak oluşturulmuştur (bu model, hasta yaşı, cinsiyeti, görüntü ve fizik muayene bulgularını literatür olasılıklarıyla birleştirmiştir) ^{31 32}. Dolayısıyla, Bayesyen ağlar için veri kaynağı olarak geniş bir yelpaze söz konusudur: *büyük ölçekli veri tabanları* (ör. on binlerce mamografinin sonuçlarını içeren kayıtlar ³³), *küçük ölçekli ancak iyi tanımlanmış veri setleri* (ör. nispeten az sayıda çocuk hasta verisiyle apandisit modeli ⁴), ya da *uzman bilgisi ve literatür değerleri* (ör. safra kesesi modeli ³¹).

Veri Büyüklüğü: Makale, Bayesyen ağların **büyük veri gereksinimi olmadan da çalışabildiğini** vurgulamaktadır. Geleneksel derin öğrenme modelleri genellikle binlerce hatta on binlerce örnek isterken ^{34 35}, Bayesyen ağlar **küçük veri setleriyle makul sonuçlar üretebilir** ^{36 37}. Örneğin kemik tümörü tanısındaki naif Bayes yaklaşımı 1664 vakadan öğrenim görerek 29 farklı tanıyı belirli doğrulukla ayırt edebilmiştir ⁷. Meme görüntülemesinde Burnside ve ark.'nın çalışması ise büyük bir veri setine (48.000'den fazla mamografi) dayanarak ağaç-genişletilmiş naif Bayes modeli oluşturmuştur ³³. Yani Bayesyen ağlar, **hem çok büyük veri tabanlarından öğrenebilecek esnekliğe sahip** (veri varsa bunu kullanabiliyor) **hem de veri az olduğunda uzman bilgisiyle desteklenerek çalışabiliyor**. Bu özellik, nadir görülen hastalıklarda veya toplamak zor olan verilerde BN'leri avantajlı kılar; örneğin nadir bir hastalık için literatürdeki olasılık değerleriyle bir model kurulabilir, derin öğrenmede ise aynı başarı için yeterli sayıda örnek bulmak imkânsız olabilir ^{22 38}.

Veri Ön İşleme: Bayesyen ağlar çoğunlukla **sayısal sürekli veriler yerine kategorik (ayrık) verilerle** çalışır. Bu nedenle, modelde kullanılacak sürekli değişkenler genellikle **diskretize edilir** ^{39 20}. Örneğin yaş veya laboratuvar değerleri, belirli aralıklara bölünerek kategori haline getirilir (Şekil 1'deki yaş düğümünde olduğu gibi farklı yaş aralıkları tanımlanması ¹⁶). Bu diskretizasyon işlemi önemli bir ön işleme adımıdır ve uygun aralıkların seçimi modelin performansını etkileyebilir. Makale, Bayesyen ağların yalnızca sınırlı sürekli dağılımları (koşullu Gauss dağılımı gibi) desteklediğini, dolayısıyla genellikle diskretizasyonun zorunlu olduğunu belirtir ^{20 40}. Bunun yanı sıra, **metin veya görüntü verilerinin yapısal özelliklere dönüştürülmesi** de ön işleme kapsamında değerlendirilebilir. Örneğin, bir çalışma metin halindeki mamografi raporlarından BI-RADS bulgularını **doğal dil işleme (NLP)** ile otomatik çekip Bayesyen ağa beslemiştir ⁴¹. Benzer şekilde ham görüntülerde lezyon tespiti için bir derin öğrenme modeli kullanılıp, çıkan özellikler Bayesyen ağ girdi verisine dönüştürülebilir ^{23 42}.

Veri ön işlemenin bir diğer boyutu, **eksik verilerle başa çıkma** konusudur. Bayesyen ağlar, eksik veriler durumunda dahi çıkarım yapabilir; çünkü modelde bilinmeyen değişkenler olduğunda, mevcut bilgilere dayanarak eksik kalanları marginalize ederek (göz ardı ederek) hesap yapar. Makaledeki çocuklarda apandisit örneğinde, bazı klinik veya görüntüleme verileri mevcut olmasa bile model geriye kalan bilgilerle olasılık hesaplayabilmiştir ⁴³. Bu, pratikte sık karşılaşılan eksik veri sorununa karşı BN'lerin dayanıklılığını gösterir. Özetle, veriler Bayesyen ağa girilmeden önce **uygun şekilde kategorilere ayrılır, görüntü ve serbest metin gibi ham kaynaklardan anlamlı özellikler çıkartılır, ve varsa eksik değerler yönetilir**. Model kurulurken ayrıca uzmanlardan alınan bilgiler de veri olarak değerlendirilebilir (ör. bir koşullu olasılık tablosunun değerleri literatürden veya uzman tahmininden konabilir).

Model Eğitimi: Stratejiler, Optimizasyon Teknikleri ve Hiperparametreler

Model Oluşturma ve Eğitimi: Bayesyen ağların eğitimi, iki temel bileşeni içerir: **yapı öğrenimi** (hangi düğümlerin nasıl bağlantılı olduğunu belirleme) ve **parametre öğrenimi** (koşullu olasılık tablolarındaki değerleri belirleme) ⁴⁴ ⁴⁵. Makaleye göre Bayesyen ağ modelini kurarken **esnek bir yaklaşım** benimsenebilir: Tamamen insan uzmanlığı ile manuel olarak modellenenebilir, tamamen veri odaklı otomatik öğrenme ile çıkarılabilir veya bu ikisinin bir karışımı uygulanabilir ⁴⁴ ⁴⁶.

- **Yapı (Model Topolojisi) Öğrenimi:** Bu, ağdaki düğümlerin birbirine nasıl bağlanacağını bulma problemidir. Makalede, literatürde kullanılan üç ana yaklaşım belirtilmiştir:
- **Skor-tabanlı arama algoritmaları:** Bu yöntemler olası ağ yapıları arasından en iyi skoru (genellikle veriye uygunluk ölçütü olarak BIC, AIC gibi kriterler) veren yapıyı ararlar ⁴⁵. Arama uzayı çok büyük olduğu için, genellikle **heuristik** (sezgisel) optimizasyon teknikleri kullanılır. Örneğin, *hill climbing* (tepe tırmanma), *simulated annealing* (benzetimli tavlama) veya *genetik algoritmalar* gibi yöntemler, ağ yapısını adım adım iyileştirerek yüksek skorlu bir çözüm ararlar.
- **Kısıt-tabanlı (constraint-based) algoritmalar:** Bu yaklaşım, veride yapılan **koşullu bağımlılık-bağımsızlık testlerine** dayanır ⁴⁵. Veri içindeki değişken çiftlerinin istatistiksel bağımlılık ilişkileri analiz edilerek, hangi düğümler arasında muhtemel bir kenar olabileceği belirlenir. Örneğin, *PC algoritması* bu mantıkla çalışan klasik bir yöntemdir: İstatistiksel olarak anlamsız görünen kenarlar elenir, anlamlı olanlar yönlendirilir.
- **Bayesyen yöntemler:** Bu metod, olası ağ yapıları üzerinde bir **olasılık dağılımı** tanımlayarak, veri verildiğinde en olası yapıları çıkarır ⁴⁵. Farklı ağ yapılarına bir ön (prior) dağılım konur ve veri görülünce posterior olasılık dağılımı hesaplanır; böylece birden fazla yüksek-olasılıklı yapı elde edilebilir (bir **yapı ansamblesi**). Bu yöntem, model belirsizliğini de yansıttığı için değerlidir ancak hesaplama maliyeti yüksektir.
Makalede, yapı öğrenimiyle ilgili ayrıntılara girilmediği ve konunun kapsam dışı olduğu belirtilmiş, daha derin bilgi için ilgili kaynaklara atıf yapılmıştır ⁴⁵. Bu da, temel olarak, Bayesyen ağ yapısının ya uzman bilgisi ile **elle çizilebileceğini** (ör. doktorlar bilir ki belirli bir bulgu belirli bir hastalığın göstergesidir, bunu ağda kenar olarak ekler), ya da **veriyle otomatik bulunabileceğini**, pratikte de çoğunlukla **yarı otomatik bir yolun** seçildiğini ima etmektedir. Örneğin bir uzman, ağın ana hatlarını çizer, sonra veri kullanılarak ince ayar yapılır.
- **Parametre Öğrenimi:** Ağ yapısı belirlendikten (veya kabul edildikten) sonra, her bir düğümün koşullu olasılık tablosundaki sayısal değerlerin eğitim verisinden hesaplanması gerekir ⁴⁷. Tam veri durumunda, parametre öğrenimi genellikle basit **sık olasılıkçı (frekansiyel) yöntemlerle** yapılır: Veri içinde bir düğümün belirli bir kombinasyonda görülme sıklığı sayılır ve ilgili olasılıklar bu frekans oranlarına göre hesaplanır (temel anlamda maksimum likelihood tahmini). Eğer veri eksikse veya gizli değişkenler varsa, **EM algoritması** gibi teknikler parametre tahmininde kullanılabilir (makalede bu açıkça bahsedilmemiş olsa da Bayesyen ağ literatüründe bilinen bir yöntemdir). Makale, **Burnside ve ark.** tarafından yapılan bir çalışmayı örnek veriyor: 48 bin mamografinin bulunduğu bir verisetiyle bir Bayesyen ağın parametreleri otomatik olarak öğrenilmiş ve model meme kanseri tahmininde başarıya ulaşmıştır ³³ ²⁹. Ayrıca, hem yapının hem parametrelerin birlikte veriden öğrenilebildiği vurgulanmıştır ⁴⁸. Bu noktada, **ağ yapısını ve olasılıkları aynı anda optimize eden** tekniklerden (ör. yapısal EM algoritması gibi) literatürde bahsedildiği not düşülür.
- **Kombine (Melez) Öğrenme:** Makale, pratikte **uzman bilgisi ile veri öğreniminin harmanlanabileceğinin** altını çiziyor ⁴⁹. Bu yaklaşımda, bazı olasılık değerleri uzmanlarca veya

literatürden belirlenir, geri kalan kısımlar veriyle doldurulur. Örneğin bir doktor çok nadir bir durumun ön olasılığını literatüre dayanarak ağa koyabilir, daha sık görülen kısımları ise veri seti istatistiksel olarak belirler. Makalede bahsi geçen **Laplace düzeltmesi (smoothing)** de bir hiperparametre tekniği olarak karşımıza çıkar ⁵⁰. Laplace düzeltmesinde her bir olasılık tablosu hücresine küçük bir λ değeri eklenerek, eğitim verisinde sıfır kez görülen olgulara sıfır olasılık değeri verilmesi engellenir ⁵⁰. Örneğin $\lambda=1$ alınarak (sıklıkla *Laplace estimator* olarak bilinir) her bir kategoriye bir “sanal örnek” eklenir ve olasılıklar yeniden hesaplanır. Bu sayede aşırı uyum (overfitting) önlenir ve model hiç görmediği durumlar için bile düşük de olsa bir olasılık atayabilir ⁵¹. Laplace düzeltmesi, Bayesyen ağlarda yaygın kullanılan bir **hiperparametre** yöntemidir; λ değeri kullanıcı tarafından belirlenir (genelde 1 veya düşük bir pozitif değer seçilir).

Optimizasyon ve Hiperparametre Ayarları: Bayesyen ağların eğitimi sırasında klasik derin öğrenmede olduğu gibi öğrenme oranı, epoch sayısı gibi hiperparametreler bulunmaz; ancak yukarıda bahsedilen λ gibi **düzeltilme katsayıları, yapı arama algoritmaları için parametrik seçenekler** (ör. arama süresini kısaltmak için kenar sayısı sınırı, skor fonksiyonunun seçimi gibi) mevcuttur. Makalede, bu detaylar derinlemesine tartışılmamış, ancak Bayesyen ağ modelinin eğitiminin nispeten veri azlığına toleranslı olduğuna dikkat çekilmiştir ³⁶. Ayrıca **dinamik Bayesyen ağlar** kavramına değinilerek, zaman içinde tekrarlanan durumlar için yapının kopyalanıp bir **zaman serisi modeli** oluşturulabileceği belirtilmiştir (örneğin bir hastanın zaman içindeki tarama sonuçlarına bakarak akciğer kanseri riskini sürekli güncelleyen bir model geliştirilmiştir) ⁵² ⁵³. Dinamik Bayesyen ağlar, parametre öğrenimini her zaman dilimi için yaparken aynı zamanda bir **zamansal bağımlılık** parametresi de içerirler. Bu da bir ileri seviye hiperparametre sayılabilir (ör. zaman adımı arasındaki geçiş olasılıkları).

Özetle, **model eğitimi** konusunda Bayesyen ağlar geleneksel derin öğrenme modellerinden farklı bir yaklaşım gerektirir. Ağırlıklı olarak **olasılık teorisine dayalı istatistiksel yöntemler** ve **arama/optimizasyon algoritmaları** kullanılır. Hiperparametre ayarları, yapısal kısıtlar ve olasılık tablolarının düzgünleştirilmesi gibi alanlarda yoğunlaşır. Makalede her ne kadar derin teknik detaylara girilmesede, ilgili literatüre referans vererek bu süreçlerin iyi anlaşıldığı takdirde Bayesyen ağların etkin şekilde kurulabileceği vurgulanmaktadır.

Değerlendirme Metrikleri ve Performans Sonuçları

Makale, Bayesyen ağların etkinliğini göstermek üzere çeşitli çalışmaların performans sonuçlarını aktarmaktadır. **Değerlendirme metrikleri** olarak en sık **ROC eğrisi altında kalan alan (AUC), doğruluk (accuracy), duyarlılık ve özgüllük** gibi klasik ölçütler kullanılmış; ayrıca bazı çalışmalarda **uzman karşılaştırmaları** ve **yanlış pozitif oranlarındaki azalma** gibi pratik göstergelere de yer verilmiştir. Aşağıda önemli bulgulardan bazıları listelenmiştir:

- **MammoNet (Meme Kanseri Tahmin Modeli):** Yedi klinik faktör ve 15 mamografik bulguya dayanan bu Bayesyen ağ modeli, test verisindeki 67 hasta için **AUC = 0.88** performansına ulaşmıştır ⁸. Bu, modelin ROC eğrisi altında %88’lik bir alan elde ettiği anlamına gelir ki tanı sistemleri için oldukça iyi bir doğruluk göstergesidir.
- **Burnside ve Ark.’nın Meme Kanseri Riski Modeli:** 48 bin üzerinde mamografi ve sonuç verisi kullanılarak eğitilen **ağaç-genişletilmiş naif Bayes** modeli, bağımsız testlerde **AUC = 0.96** gibi çok yüksek bir değer yakalamıştır ³³. Bu model, BI-RADS kategorizasyonunu da öngörmek için kullanılmış; serbest metin raporlardan otomatik çıkarılan BI-RADS tanımlayıcıları modele girdi yapıldığında, **%98 doğrulukla** BI-RADS değerlendirme kategorisini tahmin edebilmiştir ⁴¹. Dahası, bu sistem yardımıyla mamografideki **yanlış pozitif (false positive) yorumların %29**

oranında azaldığı gösterilmiştir ⁴¹ . Yanlış pozitiflerin azalması klinikte çok değerlidir, zira gereksiz biyopsi ve endişelerin azaltılması anlamına gelir.

- **Kemik Tümörü Tanı Sistemi:** 1664 vaka verisiyle eğitilen naif Bayes tabanlı sistem, 29 farklı kemik tümör tipini tanımada ilk tahminde %44 başarı göstermiştir; doğru tanıyı üç olası tanı listesi içinde verme oranı ise %60'tır ⁷ . Bu performans belki yüksek görünmese de, 29 sınıflı zorlu bir problemde ve sınırlı vakayla elde edilmesi dikkate değerdir. Ayrıca model, her vaka için en olası birkaç tanıyı sıralayarak doktorların ayırıcı tanı listesine bilimsel bir destek sunmaktadır.
- **Hibrit Derin Öğrenme + Bayesyen Ağ (Beyin MR Tanı) Uygulamaları:** Beyin MRI görüntülerinde lezyon tespiti için CNN tabanlı görüntü analizini, tanı çıkarımı için Bayesyen ağ birleştiren sistemler 19 farklı beyin hastalığı (serebral hemisfer patolojileri) ve 36 farklı derin gri cevher hastalığı için test edilmiştir ⁵⁴ . Bu yaklaşımlar, **ileri düzey uzman (nöroradyolog) hekimlerin seviyesine yakın** doğruluk sağlamış; genel radyologlar ve hatta bazı üst ihtisas yapan radyoloji asistanlarından **daha iyi performans** göstermiştir ⁴² ²⁵ . Yani modelin tanısallığı isabeti, bir süperspesyalist hekimin düzeyine ulaşırken, alanında daha az deneyimli hekimleri belirgin şekilde geride bırakmıştır. Bu, yapay zekânın doğru kurgulandığında insan performansını yakalayabildiğine dair önemli bir göstergedir.
- **Diğer Örnekler:** Makalede ayrıca triple-negatif meme kanseri riskinin öngörülmesi için 16 parametrelili bir Bayesyen ağ modeli geliştirildiği belirtilmiş, ancak spesifik metrik değerler verilmemiştir ⁵⁵ . Nörolojik görüntülemelerde, atipik menenjiyom, glial tümör ve metastaz ayırımında, gliom derecesinin öngörüsünde, multiple skleroz lezyonlarının segmentasyonunda Bayesyen ağların kullanıldığı çeşitli araştırmalardan bahsedilmiştir ⁵⁶ . Bu çalışmaların her biri ilgili problemde belirli bir doğruluk/artış sağlamış olup, metrik detayları referanslarda bulunabilir. Önemli olan, Bayesyen ağların **farklı radyoloji alanlarında uygulanıp başarılı sonuçlar elde edebildiğinin** altının çizilmesidir.

Genel olarak değerlendirildiğinde, Bayesyen ağ tabanlı sistemler özellikle **AUC** gibi ayırım gücü ölçütlerinde yüksek performans sergilemiştir. Bazı uygulamalarda doğrudan **hassasiyet (sensitivity) / seçicilik (specificity)** değerleri rapor edilmemiş olsa da, AUC değerlerinin yüksek oluşu ve yanlış pozitif oranındaki belirgin düşüş gibi bulgular, bu yöntemlerin klinik olarak uygulanabilir doğrulukta olduğuna işaret etmektedir. Ayrıca **açıklanabilirlik** özellikleri sayesinde salt sayısal metriklerin ötesinde, **model çıktısının klinik olarak anlaşılabilirliği** de bir başarı kriteri olarak değerlendirilebilir.

Karşılaştırmalı Analiz ve Karşılaştırılan Yöntemler

Makale bir derleme olduğu için doğrudan yazarların yaptığı bir deneysel karşılaştırma sunmamaktadır; ancak farklı yapay zekâ yöntemleri ile Bayesyen ağların avantaj ve dezavantajlarını kıyaslayarak okuyucuya bir perspektif vermektedir. **Karşılaştırmalı analiz** bağlamında öne çıkan noktalar şunlardır:

- **Derin Öğrenme (Özellikle CNN) ile Kıyaslama:** Derin sinir ağları, görüntü tanıma ve belirgi tespitinde son derece başarılı olmuş, radyolojide lezyon saptama, sınıflandırma gibi birçok alanda standart haline gelmiştir ⁵⁷ ⁵⁸ . Ancak makale, derin öğrenmenin **“kara kutu”** doğasına dikkat çekiyor – yani karar verme süreçlerini açıklamaması ciddi bir handikaptır ⁵⁷ ⁵⁸ . Buna karşın Bayesyen ağlar, **şeffaf ve açıklanabilir** modellerdir; her bir sonucun nasıl bir olasılık hesabıyla ortaya çıktığı izlenebilir. Ayrıca derin öğrenme modelleri genellikle **çok büyük veri** gerektirirken (binlerce vakadan oluşan veri setleri) ³⁴ , Bayesyen ağlar **küçük verilerle de çalışabilir** ve hatta veriye dayalı öğrenim olmadan sadece uzman bilgisiyle bile kurgulanabilir ³⁶ ³⁷ . Özetle, derin öğrenme piksel düzeyinde otomasyon sağlarken Bayesyen ağlar yorumlayıcı karar desteği sunar; hibrit modeller ise ikisinin en iyilerini birleştirmeye çalışır ⁵⁹ .

⁶⁰ . Makale, bu hibrit yaklaşımın özellikle beyin hastalıkları tanısında başarılı olduğunu göstererek, **her iki yöntemin birbirini tamamlayabileceğini** vurgular ²³ ⁴² .

- **Klasik Makine Öğrenimi (Karar Ağaçları, SVM) ile Kıyaslama:** Bayesyen ağlar, klasik kural tabanlı veya lineer modellerin ötesinde, **olasılıksal bir çerçeveye** sunduğu için esnekler. Karar ağaçları belirgin eşik değerlerine göre dallanır ve bir ölçüde yorumlanabilir ancak dallanma patlaması (combinatorial explosion) durumunda performansı düşebilir. SVM gibi yöntemler yüksek doğruluk sağlayabilse de sonuçları yorumlamak zordur (özellikle RBF kernel gibi karmaşık çekirdekler kullanıldığında). Makalede Bayesyen ağların gerektiğinde bu yöntemlerle **birlikte** de kullanılabileceği, örneğin bir kümeleme algoritmasıyla segmentasyon yapıldıktan sonra Bayesyen ağla tanı çıkarımı gibi senaryoların mümkün olduğu ima edilmiştir ²⁷ . Doğrudan performans kıyasları verilmemekle birlikte, Bayesyen ağların **küçük veri + bilgi birleştirme** avantajının, karar ağaçlarının **hızlı ve veri az duyarlı** yönüyle benzer bir açığı kapattığı; SVM'nin yüksek performans gösterdiği yerlerde ise BN'nin ek açıklama kabiliyeti kattığı düşünülebilir.
- **İnsan (Radyolog) Performansı ile Kıyaslama:** Makale, bazı çalışmalarda AI modellerinin insan uzmanlarla karşılaştırıldığını aktarmaktadır. Özellikle derin öğrenme ile entegre Bayesyen ağ kullanan bir nöroloji uygulamasında, sistemin tanı başarısının **üst düzey uzman radyologlarla denk**, genel radyologlardan ise daha iyi olduğu belirtilmiştir ⁴² ²⁵ . Bu oldukça çarpıcı bir bulgudur; yapay zekâ destekli hibrit model, deneyimli bir insan kadar doğru teşhis koyabilmiştir. Öte yandan, Bayesyen ağların, **hekimlerin sezgisel karar süreçlerindeki önyargıları azaltarak** daha tutarlı sonuçlar verebileceği de vurgulanır ⁹ ⁶¹ . Yani bir radyoloğun deneyimine veya o anki dikkat seviyesine göre değişebilecek kararlar, Bayesyen ağ ile desteklendiğinde daha objektif ve tekrarlanabilir hale gelebilir. Bu, insan performansına kıyasla modelin **tutarlılık (consistency)** avantajını ortaya koyar.
- **Diğer Yöntemlerle Entegrasyon:** Bayesyen ağlar başka AI yaklaşımlarıyla kıyaslanmaktan ziyade, onlara **entegre edilebilen bir çatı** olarak da ele alınır. Makalede, **mantık tabanlı sistemlerle** (ör. tıbbi ontolojiler, kural-tabanlı sistemler) ve **nöral ağlarla** entegrasyon çabalarından bahsedilir ⁶² . Örneğin, ontolojilerin sunduğu kavramsal çerçeveye Bayesyen olasılıkların eklenmesi veya sinir ağlarının çıkışlarına BN mantığı uygulanması, farklı yöntemlerin kıyasından öte kombinasyonu anlamına gelir. Bu da Bayesyen ağların **esnek bir platform** olduğunu, diğer tekniklerle yarışmaktan çok onlara katkı sağlayabileceğini gösterir.

Klinik Uygulama Potansiyeli, Sınırlamalar ve Etik Değerlendirmeler

Klinik Uygulama Potansiyeli: Makale genel olarak Bayesyen ağların radyolojide **karar destek sistemi** olarak önemli bir rol oynayabileceğini ortaya koyuyor. Klinik açıdan en büyük potansiyel, **çok boyutlu veriyi entegre edip doktorlara olası tanıları ve bunların olasılıkları konusunda rehberlik etmesi**. Özellikle, bir radyolog herhangi bir görüntü bulgusunu değerlendirirken hastanın tıbbi geçmişini, yaşını, laboratuvar verilerini de düşünmek zorundadır; Bayesyen ağlar bu faktörlerin tümünü matematiksel bir tutarlılıkla bir araya getirip, örneğin “bu özelliklere sahip bir hastada hastalık X'in olasılığı %32, hastalık Y'nin %5, diğerlerinin toplamı %63” gibi **kantitatif destek** sunabilir ² ¹² . Bu sayısal olasılık tahminleri hekim kararını tamamen değiştirmese bile, **önemli bir ikinci görüş** veya kontrol mekanizması sağlayacaktır. Makalede sunulan BANTER ve ARIES gibi eğitim amaçlı sistemler de, Bayesyen ağların tıp eğitiminde bile kullanılabileceğini, genç hekimlerin tanı düşünme süreçlerini geliştirmede araç olabileceğini göstermiştir ⁶³ ⁶⁴ . Bu sistemler öğrenciye hastalık olasılıklarını hesaplatıp en faydalı tanı testini seçtirmekte, ardından doğru seçimi yapıp yapmadığını ve modelin bu karara göre olasılıkları nasıl

güncellediğini açıklamaktadır ⁶⁵ ⁶⁶ . Böylece Bayesyen ağlar, sadece tanı koymada değil, **öğretici bir destek** olarak da değerlidir.

Klinikte Bayesyen ağların potansiyel bir diğer katkısı, **nadir hastalıklarda tanı atlamalarını önleme** olabilir. Deneyimli bir radyolog bile çok nadir bir hastalığı düşünmeyebilir; ancak eğer model literatürden beslenen bir ön bilgiyle bu nadir hastalığa küçük de olsa bir olasılık veriyorsa, doktorun dikkatini çekebilir. Ayrıca **gerçek zamanlı öğrenme** potansiyeli de vardır: Makale, Bayesyen ağların zaman içinde **öğrenen sağlık sistemleri** ile bütünleşebileceğini vurgular ⁶⁷ ⁶⁸ . Model, hastaneye yeni eklenen vakalarla kendini güncelleyip popülasyona uyum sağlayabilir. Örneğin, kurulan bir BN modeli hastaların gerçek sonuçlarıyla beslendikçe koşullu olasılık tablolarını ayarlayabilir, böylece kurumsal veya bölgesel farklılıkları zamanla öğrenmiş olur ⁶⁸ ⁶⁹ . Bu “canlı” modeller, değişen hastalık prevalansları veya yeni tanı yöntemleri çıktıkça adaptasyon gösterebilir ki bu da klinik pratikte uzun vadede büyük bir avantajdır.

Sınırlamalar: Bayesyen ağların birçok avantajının yanında **önemli sınırlamaları** da mevcuttur. Makale özellikle şu kısıt ve zorluklara dikkat çekiyor:

- **Görüntü ve Sinyal Verilerine Doğrudan Uygulanamama:** Bayesyen ağlar, temelinde tablo şeklinde yapılandırılmış ve kategorik hale getirilmiş verilerle çalıştığı için, ham görüntü piksellerini veya serbest metinleri doğrudan girdi olarak alamaz ²⁰ . Bu, modern radyoloji uygulamalarında büyük bir engel gibi görünebilir; zira radyoloji verisi yoğun olarak görsel (MRI, CT, X-ray) ve giderek artan şekilde metinsel (yapılandırılmış raporlar) formdadır. Bu nedenle BN kullanmak isteyen bir uygulama, mutlaka bir ön işleme (özellik çıkarımı) aşaması gerektirir. Örneğin bir CNN modeli önce görüntüde tümörü saptayacak, özelliklerini (boyut, intensite, konum vb.) çıkartacak ki Bayesyen ağa beslenebilsin ⁵⁴ ⁷⁰ . Bu ek adım, sistemin karmaşıklığını artırır ve BN'nin tek başına çalışmasını sınırlandıran bir faktördür.
- **Sürekli Değişkenlerin Diskretizasyon Zorunluluğu:** Yukarıda da bahsedildiği gibi BN'ler çoğunlukla kategorik verilerle çalışır. Sürekli değerlerin (ör. yaş, tümör çapı, kan değeri) uygun aralıklara bölünmesi gerekliliği teknik bir zorluktur ²⁰ ⁴⁰ . Yanlış veya kötü seçilen aralıklar model performansını düşürebilir; ayrıca çok fazla aralık tanımlamak parametre sayısını patlatıp daha fazla veri ihtiyacı doğurur. Makalede, BN'lerin sürekli değişkenler için doğrudan sadece **koşullu Gaussian** dağılımını desteklediği belirtilmiş, bunun dışındaki durumlarda diskretizasyonun şart olduğu vurgulanmıştır ²⁰ ⁴⁰ . Otomatik diskretizasyon algoritmaları (örn. değere göre binning, karar ağaçları ile sınır belirleme) olsa da, bunlar da ayrı bir optimizasyon problemi.
- **Sınırlı Kullanım Alanı ve Yaygınlık:** Bir diğer önemli sınırlama, Bayesyen ağların sağlık uygulamalarında **henüz dar bir alanda kalmış olmasıdır**. Makalede atıf yapılan bir derlemeye göre, yayımlanmış BN çalışmalarının %60'ı sadece kalp hastalıkları, kanser, psikiyatrik bozukluklar ve akciğer hastalıkları gibi dört ana başlıkta toplanmıştır ⁷¹ . Yani diğer alanlarda (örneğin enfeksiyon hastalıkları, ortopedik durumlar, vb.) BN kullanımı seyrek. Dahası, yüzlerce akademik makaleye rağmen **rutin klinik pratiğe geçen BN tabanlı sistem sayısı yok denecek kadar azdır** ⁷² . Bu “uygulama boşluğu”, teknolojinin var olduğu ancak günlük hasta bakımında somut olarak kullanılmadığı anlamına gelir. Nedenleri arasında, klinisyenlerin bu modellere aşinalığının az olması, hastane sistemlerine entegrasyon güçlüğü, veya mevcut iş akışını çok değiştirmesi olabilir. Sonuç olarak BN'lerin **gerçek dünyada kanıtlanmış yararları** henüz sınırlıdır, daha yaygın benimsenmesi için çaba gerekmektedir.
- **Model Kurulumunun ve Bakımının Zorluğu:** Makalede doğrudan değinilmese de BN'lerin pratikteki bir sınırlaması, **modeli oluşturmak için gereken uzmanlık ve emek** olabilir. Derin öğrenme modelleri büyük verilerle kendini eğitirken, BN'lerde genelde uzman katkısı (değişken ilişkilerinin belirlenmesi, olasılıkların ayarlanması) gereklidir. Özellikle karmaşık bir BN modeli oluşturmak, hem istatistik hem tıp bilgisini bir arada gerektirir. Ayrıca model kurulduktan sonra

güncel tıbbi bilgilere göre bakımının yapılması (olasılık değerlerini yeni yayınlara göre güncelleme gibi) insan müdahalesi gerektirebilir. Bu faktörler, BN'lerin klinik ortamdaki yayılımını yavaşlatan pratik sınırlamalardır.

- **Hesaplama Karmaşıklığı:** Bayesyen ağlarda **çıkarım (inference)** işlemi, ağın büyüklüğüne (düğüm ve kenar sayısına) bağlı olarak hesaplama açısından karmaşık hale gelebilir. Teorik olarak, BN'lerde kesin çıkarım NP-zor bir problemdir. Makale, günümüzde **yüzlerce değişkenli ağlarda bile verimli çıkarım algoritmaları** bulunduğunu belirtse de ⁷³ ⁷⁴, çok büyük ağlar için performans sorunu ortaya çıkabilir. Örneğin binlerce değişkenli bir BN'de gerçek zamanlı hesaplama mümkün olmayabilir veya yaklaşık yöntemler kullanmak gerekebilir. Bu da modelin ölçeklenebilirliğini sınırlayan bir etkidir.

Önyargı Riskleri: Makalede doğrudan “algorithmic bias” yani veriden kaynaklı önyargı konusuna değinilmemiştir. Ancak bu konu, tüm yapay zekâ uygulamalarında olduğu gibi Bayesyen ağlar için de önem taşır. BN'ler temelde olasılıkları ya **veriden öğrenir** ya da **uzmanlardan alır**. Eğer kullanılan veri demografik veya kurumsal bir önyargı içeriyorsa, modelin çıktıları da bunu yansıtacaktır. Örneğin, eğitim verisindeki hastalar ağırlıklı olarak belirli bir etnik gruptan ise, model diğer gruplarda farklı prevalans gösteren hastalıkları doğru yansıtamayabilir. Benzer şekilde, bir uzmanın subjektif kanaatleriyle doldurduğu olasılık tabloları da o uzmanının bilinçli/bilinçsiz önyargılarını barındırabilir. Bu nedenle, BN kurulurken **veri ve bilgi kaynağının temsil gücü** kritik önem taşır. Bir avantaj olarak, BN'lerin **şeffaf yapısı**, önyargı riskini tespit etmeyi kolaylaştırabilir: Modelin hangi durumda ne sonuç verdiği ve neden o sonuca vardığı incelenerek, bariz bir dengesizlik veya tutarsızlık fark edilirse düzeltilebilir. Örneğin bir cinsiyet değişkeninin haksız yere sonucu etkilediği görülürse, modelin o kısmı revize edilebilir. Derin öğrenmeye kıyasla BN'lerde bu tür müdahaleler yapmak mümkündür (çünkü parametreler tablolar halinde anlaşılabilir formdadır) ⁷⁵ ⁷⁶. Bununla birlikte, **ön yargıların bizzat tıp literatüründe yerleşik olabileceği** gerçeği de unutulmamalıdır; BN literatüre dayanarak kuruluyorsa, literatürde az temsil edilen gruplar veya atlanmış riskler modele yansımayabilir.

Etik Değerlendirmeler: Bayesyen ağların klinik kullanımında etik konular, genel AI uygulamalarındaki etik konularla paraleldir. En önemli noktalardan biri **hesap verilebilirlik ve şeffaflıktır**. Bu bağlamda BN'ler aslında olumlu bir profil çizer: Karar süreçlerini açıklayabildikleri için, bir hastaya veya meslektaşına modelin önerdiği tanının gerekçesi gösterilebilir ⁷⁷ ⁷⁸. Örneğin, model “hastanın yaşı ileri ve şu şu bulguları mevcut olduğu için, Bayes kuralına göre hastalık X'in olasılığı yükseldi” diyebilir. Bu, etik açıdan AI'nın kara kutu olmasından kaynaklanan güven sorununu azaltır. Doktorlar, modelin tavsiyesini körü körüne değil, mantığını görerek kullanabilirler. Yine de, etik olarak **son kararın sorumluluğu** insanda olmalıdır: BN gibi bir sistem karar desteği verirken, hekimin bunu bir araç olarak kullanıp kendi klinik yargısını da katması beklenir. Model yanılabilir veya tüm bilgiyi bilemeyebilir; hekim modelin önerisine katılmayabilir. Bu denge, tıbbi yapay zekâ etiğinin temel prensiplerinden biridir.

Bir diğer etik boyut, **hastaların verilerinin kullanımı ve gizliliği**dir. BN modelleri eğitilirken hasta verileri kullanılmışsa, bu verilerin anonimliğinin korunması gerekir. Makalede bu konuya girilmese de, AI modelleri geliştirilirken HIPAA gibi yasal düzenlemelere uyulması ve hasta mahremiyetinin gözetilmesi gerektiği açıktır. Ayrıca BN modelleri, eğer sürekli öğrenme modunda çalışır ve sağlık sistemi verilerini zamanla toplarsa, bu da güvenlik ve gizlilik adına dikkatle yönetilmelidir (kimin verisi modele giriyor, nasıl saklanıyor, vs.).

Son olarak, **klinik sorumluluk ve yasal konular** da etik tartışmaların parçasıdır. Bayesyen ağlar bir tanı önerdiğinde ve hekim buna güvenirse, yanlış tanı durumunda sorumluluk paylaşımı nasıl olacak? Bu henüz geniş ölçekte test edilmediği için net değildir. Ancak BN'lerin açıklanabilir olması, hukuki olarak da avantaj sağlayabilir; en azından “makine böyle söyledi, nedenini bilmiyoruz” denmeyecek, modelin mantığı izah edilebilecektir. Bu da sorumluluk analizinde yardımcı olabilir.

Sonuç ve Genel Değerlendirme

Makalenin ortaya koyduğu üzere, **Bayesyen ağlar** radyolojide yapay zekâ uygulamaları içinde kendine özgü ve **değerli bir yer** tutmaktadır. Derin öğrenmenin hakim olduğu bir dönemde, Bayesyen ağlar **küçük veri ile öğrenebilme, çok kaynaklı bilgiyi birleştirme ve çıkarım sürecini açıklayabilme** gibi özellikleriyle öne çıkıyor ^{57 79}. Mühendislik perspektifinden, BN'ler zengin bir olasılıksal çerçeve sunup farklı AI teknikleriyle entegre edilebilen esnek araçlar. Tıp perspektifinden bakıldığında ise, doktorların karar verme süreçlerini destekleyen, onların düşünce tarzına yakın (nedensel ve olasılıksal akıl yürütme şeklinde) ve sonuçları anlaşılabilir sistemler.

Makale, Bayesyen ağların halihazırda abdominal radyoloji, muskuloskeletal radyoloji, meme görüntüleme, nöroradyoloji gibi alanlarda başarılı örneklerinin bulunduğunu, ancak klinik rutine geçişin sınırlı kaldığını aktarıyor ⁷¹. Gelecekte en büyük fırsat, BN'lerin **derin öğrenme ile hibrit kullanımı** gibi görünüyor: Bu sayede hem görüntülerden otomatik veri çıkarma hem de bu verileri klinik bağlamda yorumlama bir arada mümkün olabilecek ^{59 22}. Böyle yaklaşımlar, bir anlamda **radyoloğun çalışma şeklini taklit eden** (bulguları algılama + sentezleme) ve insan uzman düzeyinde performansa ulaşan sistemler yaratabilir ki ilk sonuçlar umut vericidir ²³.

Sonuç olarak, "Bayesian Networks in Radiology" makalesi bizlere şunu göstermektedir: **Yapay zekâ, sadece derin öğrenmeden ibaret değildir**. Bayesyen ağlar gibi yöntemler, farklı problemlere yönelik farklı araçlar olarak, tıpta yapay zekâ portföyümüzü zenginleştirmektedir. Doğru problemde doğru yöntem kullanıldığında (örneğin az veriyle karşılaşılacak ve açıklama gerektiren tanı sorunlarında BN'ler gibi), hem mühendislik hem de klinik açıdan optimal sonuçlar elde etmek mümkün olacaktır. Bu makalenin ışığında, geleceğin radyoloji AI sistemlerinin **açıklanabilir, güvenilir ve entegre** karar destek araçları olacağı öngörülebilir. Bayesyen ağlar da bu gelecekte önemli bir rol oynamaya adaydır ^{80 81}.

Kaynaklar: Makaledeki bilgiler, RSNA'nın *Radiology: Artificial Intelligence* dergisinde yayımlanan Shawn X. Ma ve arkadaşlarının "Bayesian Networks in Radiology" başlıklı derlemesinden alınmıştır. Tüm özel bilgi ve alıntılar ilgili kaynak satır numaralarıyla birlikte belirtilmiştir. Bu derinlemesine analiz, makalenin teknik içeriğini ve klinik yansımalarını kapsamlı biçimde özetlemeyi amaçlamıştır. ^{9 57, 8 33, 42 25} gibi atıflar, doğrudan makaleden alınan kritik vurguları desteklemektedir. Makalenin kendisi ve referansları, Bayesyen ağların tıbbi yapay zekâ alanındaki konumunu daha ayrıntılı incelemek isteyenler için değerli bir kaynak oluşturmaktadır.

1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12 13 14 15 16 17 18 19 20 21 22 23 24 25 26 27 28 29
30 31 32 33 34 35 36 37 38 39 40 41 42 43 44 45 46 47 48 49 50 51 52 53 54 55 56 57 58
59 60 61 62 63 64 65 66 67 68 69 70 71 72 73 74 75 76 77 78 79 80 81 Bayesian Networks in
Radiology - PMC
<https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC10698603/>