

Bayes ağları ile futbol analitiği: FutBA modeli

Football analytics using Bayesian networks: The FutBA model

Mert KARABIYIK¹ , Barbaros YET^{2*} 

^{1,2}Endüstri Mühendisliği Bölümü, Mühendislik Fakültesi, Hacettepe Üniversitesi, Ankara, Türkiye.
karabiyikmert23@gmail.com, barbaros.yet@hacettepe.edu.tr

Geliş Tarihi/Received: 24.01.2018, Kabul Tarihi/Accepted: 08.05.2018
* Yazışılan yazar/Corresponding author

doi: 10.5505/pajes.2018.12979
Araştırma Makalesi/Research Article

Öz

Futbol maçları yüksek belirsizliğe sahiptir ve sonuçlarının tahmin edilmesi zordur. Sadece veriye dayalı tahmin ve yapay öğrenme yöntemleri futbol tahminlerinde kısıtlı performans elde edebilmektedir. Uzman bilgisine dayalı modeller başarıya sahip olmuştur, fakat bu modellerin başka yerlere uygulanması için yine uzman bilgisi ve analistler tarafından gözden geçirilmesi gerekmektedir. Bu çalışmada Türkiye futbol ligleri için geliştirilmiş özgün bir Bayes ağı modeli önerilmektedir. Önerilen model futbol müsabakası yapan takımların hücum ve savunma gücünü maça ilişkin birçok gözlem ile belirleyerek maç sonucunu tahmin etmeyi amaçlamaktadır. Modelin yapısı ve parametreleri uzman bilgisi ile geliştirilmiştir. Modelden tahmin üretirken geçmiş maç verisi ile maça ilişkin uzman bilgisi girdi olarak kullanılabilir. Önerilen model Türkiye Süper Ligi'nden gerçek maç verisi ile değerlendirilmiştir.

Anahtar kelimeler: Futbol analitiği, Bayes ağları, Tahmin modelleri

Abstract

The results of football matches are difficult to predict due to their high uncertainty. Previous applications of data-driven machine learning approaches had limited performance in this prediction problem. Models that use expert knowledge had relatively higher performance but it is difficult to adapt these models to different cases as they need to be reviewed by experts and analysts based on specific requirements of the new application. This paper proposes a novel Bayesian network model to predict the results of football matches in Turkish football leagues. The Bayesian network model predicts the match results by estimating the attack and defense capability of the teams based on multiple observations about the football match. The structure and parameters of the model is defined based on expert knowledge. The model is able to use statistical data from previous matches and expert knowledge about these factors to generate predictions. The proposed model is evaluated by using data from the Turkish Super League.

Keywords: Football analytics, Bayesian networks, Predictive models

1 Giriş

Futbol en popüler sporlardan biridir ve sayısal yöntemlere dayalı futbol analitiğine ilgi günümüzde gittikçe artmaktadır. Futbol maçlarının sonuçlarını doğru tahmin etmek sporseverler için ilgi çekici olmasının yanında önemli bir yatırım aracı olarak da öne çıkmaktadır. Spor bahisleri, aynı borsa gibi, bir yatırım pazarı olarak görülmekte, doğru tahminler bu pazardan kazanılabilecek getirileri artırmaktadır [1]-[3]. Fakat futbol tahminleri yüksek belirsizliğe sahip, çok değişkenli dolayısıyla da oldukça zor tahmin problemleridir.

Futbol tahminlerine ilişkin veriye dayalı birçok model geliştirilmiştir. Poisson dağılımı bazlı regresyon ve zaman serisi modelleri, karar ağacı ve sinir ağları gibi yapay öğrenme yöntemleri bunlardan bazılarıdır. Fakat tamamen veriye dayalı bu modellerin performansı kısıtlıdır ve sürekli olarak yüksek başarıya sahip olduğu kanıtlanan veriye dayalı modelleme yöntemi henüz mevcut değildir [1],[4]-[7] (önceki futbol tahmin modellerinin detaylı incelemesi Bölüm 3'de gösterilecektir).

Son yıllarda, uzman bilgisine dayalı Futbol tahmin modellerinin, veriye dayalı modellere göre daha üstün performans gösterdiği gözlemlenmiştir [1],[4]. Bayes ağları yöntemi uzman bilgisine dayalı sayısal modeller geliştirmek için uygun bir olasılıksal modelleme yöntemidir [8]. Bayes ağları uzman bilgisini temsil etmeye uygun nedensel yapıya ve karmaşık olasılıksal tahminler yapmaya olanak veren çözüm algoritmalarına sahiptir [9]. Bu özelliklerden dolayı, Bayes ağı modelleme yöntemi uzman bilgisine dayalı futbol modelleri geliştirmek için başarılı olarak kullanılmıştır [1],[4],[10],[11].

Fakat uzman bilgisi modelin geliştirildiği probleme, lige ve zamana göre değişebileceğinden, bu modellerin başka liglere doğrudan uygulanabilmesi mümkün değildir. Değişik bir spor veya lig uygulaması için yeni bir model gerektiğinde, konunun uzmanlarıyla modelin kapsamlı olarak gözden geçirilmesi veya yeni model geliştirilmesi gerekmektedir. Türkiye'deki spor karşılaşmaları için uzman bilgisine dayalı modeller literatürde mevcut değildir.

Bu makalede, Türkiye Spor Toto Süper Lig karşılaşmalarının sonuçlarını tahmin etmek için özgün bir Futbol Bayes Ağı (FutBA) modeli önerilmektedir. FutBA futbol antrenör ve oyuncularının bilgisi doğrultusunda geliştirilmiş ve gerçek maç verisi kullanılarak değerlendirilmiştir. FutBA modeli daha önce önerilen futbol ve spor tahmini modellerine göre aşağıdakileri içeren yenilikler sunmaktadır:

- FutBA geçmiş maçlarda toplanan detaylı istatistiksel veri ile subjektif uzman görüşünü bir arada kullanarak tahmin üretebilir. Tahmin üretirken, kullanıcıya uzman bilgisi veya geçmiş veri kullanılması konusunda esneklik sunar. Örneğin, kullanıcı bir rakibin hücum gücünü isabetli şut sayısı, isabetli orta yüzdesi gibi verileri girerek veya bu konu hakkındaki subjektif uzman bilgisini 'çok kötü' - 'çok iyi' skalasında girerek tahmin üretebilir,
- FutBA maçın sonucunu iki takımın hücum ve savunma güçlerini birçok değişken doğrultusunda tahmin edip karşılaştırarak belirlemekte, tahmini takımın formu ve lig durumu gibi faktörlere göre gözden geçirmektedir. FutBA'nın tahmin mekanizması daha önceki benzer modellere göre özgündür,

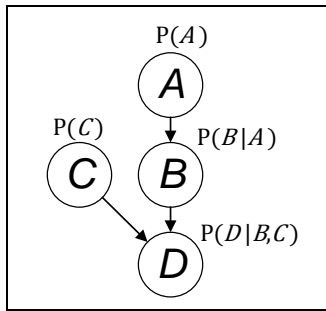
- FutBA Türkiye futbol ligleri veya Türkiye’de spor tahmini için uzman bilgisi doğrultusunda üretilen ilk Bayes ağıdır. Modelin parametreleri Türkiye Spor Toto Süper Ligi için belirlenmiştir fakat FutBA başka futbol liglerine de uygulanabilir. Bunun için, FutBA’nın yapısı ve parametrelerinin uygulanacağı ligin özelliklerine göre uyarlanması ve uygulanacak lige ilişkin veri toplanması gerekmektedir.

Makalenin geri kalanında, Bölüm 2’de Bayes ağları hakkında genel bilgi verilmekte, Bölüm 3’te daha önce futbol analitiği ve tahmini için kullanılan istatistiksel, yapay öğrenme ve Bayes ağı modelleri incelenmekte, Bölüm 4’te FutBA modelinin geliştirme aşamaları, yapısı ve performansı anlatılmaktadır. Son olarak Bölüm 5’te makalenin sonuçları özetlenmektedir.

2 Bayes ağları

Bayes ağları uzman verisi ile istatistiksel veriyi birleştirmek için uygun grafiksel olasılıksal modellerdir [8],[12]. Bir Bayes ağı grafiksel yapı ve olasılıksal parametrelerden oluşur. Bayes ağının grafiksel yapısı, değişkenleri temsil eden düğümlerden ve bu değişkenler arasındaki nedensel ilişkileri temsil eden oklardan oluşan bir yönlü çevrimsiz grafikdir. Bir Bayes ağında iki değişken birbirine $A \rightarrow B$ şeklinde bağlandıysa, A değişkenine ebeveyn (parent) değişken, B değişkenine çocuk (child) değişken denir.

Bayes ağındaki nedensel ilişkilerin kuvveti koşullu olasılık dağılımları ile temsil edilir. Bir Bayes ağında ebeveyni olan her değişkenin ebeveynleriyle olan koşullu olasılık dağılımı, ebeveyni olmayan değişkenlerin ise marjinal olasılık dağılımı vardır. Kesikli Bayes ağlarında, bu olasılık dağılımlarının parametreleri, koşullu olasılık tabloları ile gösterilir. Şekil 1’de bir Bayes ağı örneği gösterilmektedir. Bu modeldeki değişkenlerle ilgili olasılık dağılımları sırasıyla $P(A)$, $P(B|A)$, $P(C)$ ve $P(D|B,C)$ ’dir. Bayes ağında bir değişkenin ebeveynleri gözlemlendiği takdirde, bu değişken çocukları ve alt soyu (descendants) dışındaki tüm değişkenlerden bağımsız hale gelir. Bu sayede, Şekil 1’deki Bayes ağının birleşik olasılık dağılımı $P(A,B,C,D) = P(D|B,C) P(C) P(B|A) P(A)$ şeklinde bulunur.

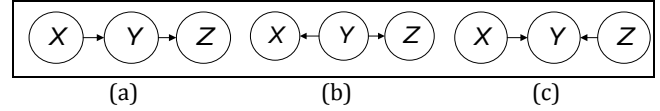


Şekil 1: Bayes ağı örneği.

Bayes ağlarındaki grafiksel yapı d -ayrılan ve d -bağlantılı kuralları ile değişkenler arasındaki koşullu bağımsız yapılarını temsil eder. Bayes ağında doğrudan bağlantılı olan iki değişken her zaman d -bağlantılıdır. Doğrudan bağlantılı olmayan değişkenler arasında üç çeşit bağlantı ve bu bağlantıların kombinasyonları bulunabilir. Eğer X , Y ve Z değişkenleri arasında Şekil 2.a’da gösterildiği gibi $X \rightarrow Y \rightarrow Z$ şeklinde bağlantı varsa. Bu durumda X ve Z değişkenleri birbiriyle d -bağlantılıdır, fakat Y gözlemlenirse, X ve Z , Y ’nin gözlemlenmesi koşuluyla, d -ayrılan hale gelir. Şekil 2.b’de gösterilen bağlantı tipinde yine X ve Z değişkenleri birbiriyle d -bağlantılıdır, fakat Y

gözlemlenirse, X ve Z , Y ’nin gözlemlenmesi koşuluyla, d -ayrılan hale gelir. Şekil 2.c’de gösterilen bağlantı tipinde X ve Z değişkenleri birbiriyle d -ayrılan haldedir, fakat Y gözlemlenirse, X ve Z değişkenleri d -bağlantılı hale gelir.

Eğer bir Bayes ağında X ve Z değişkeni Y ’nin gözlemlenmesi koşuluyla d -ayrılan ise, bu Bayes ağında temsil edilebilecek tüm olasılık dağılımlarında X ve Z değişkeni Y ’nin gözlemlenmesi koşuluyla bağımsızdır. Diğer bir deyişle, Bayes ağlarındaki d -ayrılan özellikleri, bu ağlarda temsil edilebilecek olasılık dağılımlarındaki koşullu bağımsızlıkları temsil eder.



Şekil 2: Bayes ağlarındaki bağlantı çeşitleri.

Bayes ağlarındaki herhangi bir değişkene veya değişken kümesine gözlem girildiğinde, diğer değişkenlerin sonsal (posterior) dağılımı hesaplanabilir. Yukarıda anlatılan koşullu bağımsızlık koşulları sayesinde, sonsal dağılımlar nispeten daha az parametre kullanılarak hesaplanabilir. Bunun yanında model sebepten sonuca, sonuçtan sebebe ve sebepler arasında çıkarımlar yapabilir. Bu çıkarım ve hesaplamaları oldukça hızlı ve verimli olarak yapabilen birleşim ağacı (junction tree) gibi algoritmalar mevcuttur [9] ve Bayes ağı yazılımlarına entegre edilmiştir [13]-[15].

Bayes ağı yapımında uzman bilgisi, veri veya bunların birleşimi kullanılabilir. Bayes ağının yapısının nedensel bilgileri temsil etmeye uygun oluşu, uzman bilgisinin kullanımı için uygun bir ortam hazırlamaktadır. Uzmanlar genellikle konu hakkındaki bilgilerini nedensel ilişkilerle ifade etmektedir ve bu ilişkiler Bayes ağında modellenebilir. Uzman bilgisi nedensel ilişkilerle modellendikten sonra, bu ilişkilerle ilgili parametreler yapay öğrenme yoluyla veriden veya yine uzman bilgisinden elde edilebilir. Uzmanlardan parametre belirlenirken doğrudan olasılık dağılımları tanımlanabilir [16],[17] veya uzmanlardan nedensel ilişkilerin ağırlıklarına yönelik bilgi edinilebilir [18]. Bu çalışmada Bayes ağı yapısı ve parametreleri uzman bilgisinden elde edilmiş, daha sonra bu Bayes ağı gerçek veri ile doğrulanmıştır. Uzmanlardan doğrudan olasılık dağılımları elde edilirken uzmanların yanlıya açık olmaları [17] ve bu konuda uzun eğitimler görmeleri gerekmesi sebebiyle [19], bu çalışmada uzmanlardan nedensel ilişkilerin ağırlıkları elde edilmiş, parametreler ona göre belirlenmiştir.

Bayes ağlarındaki değişkenler kesikli veya sürekli olabilir. Hem kesikli hem de sürekli değişken bulunduran Bayes ağlarına hibrit Bayes ağı denir. Yaygın olarak kullanılan Bayes ağı algoritmaları sadece kesikli Bayes ağlarını çözebildiği için, çoğu Bayes ağı yazılımı [15] ve uygulaması [20]-[22] kesikli Bayes ağları üzerine odaklanmıştır. Son yıllarda sürekli ve hibrit Bayes ağlarını da çözmeye yönelik algoritmalarda gelişmeler olmuştur [23],[24]. Bu sayede hibrit Bayes ağlarının uygulamaları da çoğalmaktadır [1],[10],[25]. Bu çalışmada uzman bilgisine dayalı hibrit Bayes ağı geliştirilecek, bu Bayes ağı gerçek veri ile değerlendirilecektir.

3 Futbol analitiği modelleri

Futbol müsabakalarının sonuçlarını tahmin etmek için kullanılan en yaygın yöntem iki değişkenli Poisson dağılımı bazlı regresyon ve zaman serisi modelleridir. Poisson bazlı futbol tahmin modellerinin ilki Maher [26] tarafından geliştirilmiştir. Bu modelde takımların maçta kaç gol atacağı ve yiyeceği, Poisson dağılımı ile modellenir. Poisson dağılımın

parametreleri ev sahibi ve misafir takımın hücum ve savunma gücü ile tanımlanır. Dixon ve Coles [2] Poisson regresyon modelini İngiliz Premier Ligi'ne uygulayarak bahis şirketlerinin oranlarına göre karlılığını değerlendirmiştir. Karlis ve Ntzoufras iki değişkenli Poisson modellerini futbol ve supolosu müsabakaları için değerlendirmiştir [27]. Rue ve Sarvesen [28] ve Cowder ve diğ. [3] Poisson dağılımlı zaman serisi modelleri kullanarak futbol maçlarının sonuçlarını tahmin etmeye çalışmıştır. Baio ve Blangiardo [29] de Poisson bazlı Bayesci hiyerarşik bir model ile futbol tahminleri yapmıştır. Bu Poisson bazlı regresyon ve zaman serisi modelleri takımların gücünü geçmiş maçların sonuçlarından, atıkları ve yedikleri gollerin verisinden belirlemiştir. Fakat maç sonucu ve gol sayısı bir takımın gücünü belirlemek için yeterli değildir. Bazı futbol maçlarında bir takım üstünlük kurmasına ve daha iyi oynamasına karşın gol atamayabilir veya şans eseri maçı kaybedebilir. Sadece maç sonucu verisi incelenirse, bu sonuç takımın gücünün yanlış analiz edilmesine yol açacaktır. Maç sonucu ve gol verisinin yanında, daha geniş maç istatistiklerini ve uzman bilgisine dayanan subjektif faktörleri içeren modeller bu gibi durumlarda takım gücünün daha doğru analiz edilebilmesini sağlayabilecektir.

Poisson dağılımı bazlı modeller dışında, yapay öğrenme teknikleri de futbol tahmini için kullanılmıştır. Rotshein ve diğ. [5] bulanık sinir ağları ve genetik algoritmalar yöntemlerini birlikte kullanarak futbol tahminleri üretmiştir. Karaoğlu [6] değişik yapay öğrenme tekniklerini on altı farklı futbol ligi için karşılaştırmış ve %45 ile %50 arasında değişen doğru tahmin oranları elde etmiştir. Hucaljuk ve Rakipoviç de [7] değişik yapay öğrenme tekniklerini UEFA şampiyonlar ligi maçları için uygulamış ve %50 ile %60 arasında değişen doğru tahmin oranları elde etmiştir.

Joseph ve diğ. [4] iki yıllık İngiltere Premier Ligi futbol verisinde, veriye dayalı yapay öğrenme algoritmalarının performansını, uzman bilgisi içeren Bayes ağları ile karşılaştırmış ve uzman bilgisi içeren Bayes ağlarının daha iyi performansa sahip olduğunu göstermiştir. Bu çalışmada, veriye dayalı karar ağaçları, Bayes ağları ve k en yakın komşu yöntemleri %30 ile %40 arasında performanslara sahipken, uzman bilgisine dayalı Bayes ağı yaklaşık %60 oranında doğru tahmin performansına sahiptir. Joseph vd.'nin çalışmasından sonra, futbol tahmini için uzman bilgisi kullanan Bayes ağları çalışmalarının sayısı artmıştır. Constantinou ve diğ. [1] sezona ilişkin veri ile subjektif uzman bilgisini bir arada kullanan bir Bayes ağı geliştirmiştir. Bu modelde, takımın gücü son beş sezonda topladığı puanlara göre belirlenmekte, daha sonra bu puanlara göre oluşturulan tahmin, takımın yorgunluğuna, formuna ve bazı psikolojik faktörlere göre gözden geçirilmektedir. Constantinou ve diğ.'nin modeli gerçek veri ile değerlendirildiğinde, yüksek doğrulukta tahminler üretmiş ve bahis sitelerinin oranlarına göre istikrarlı olarak kâr elde edebilmiştir. Constantinou ve Fenton'un [10] diğer modelinde, yine uzman bilgisi kullanılarak, takımın sezon boyunca toplayacağı puan tahmin edilmiş ve bu puanlar dinamik olarak zaman ilerledikçe gözden geçirilebilmiştir. Bu model hem sezon sonundaki lig durumunu tahmin etmek için hem de bireysel maçları tahmin etmek için kullanılabilir. Bunun dışında uzman bilgisine dayalı Bayes ağları hakem hatalarını ve yanlışlığını tespit etmek için de kullanılmıştır [11].

Bu çalışmada uzman bilgisine dayalı bir Bayes ağı, Türkiye Spor Toto Süper Ligi müsabakalarının sonuçlarını tahmin etmek için kullanılacaktır. Daha önceki uzman bilgisine dayalı futbol modelleri [1],[4],[10] futbol takımlarının toplam değerini veya

ligdeki puan durumunu tahmin etmek amacıyla geliştirilmiştir. Geliştirdiğimiz model, bunlardan farklı olarak, maçı oynayan takımların hücum ve savunma gücünü temsil eden birçok değişkeni kullanacak ve bunların yanında takımın formu ve lig durumunu değerlendirecektir. Geliştirdiğimiz model hem subjektif girdi ile hem de daha önceki oynanan maçların istatistikleriyle çalışabilmesi özelliğiyle önceki modellerde bulunmayan bir esneklik sunmaktadır. Bir sonraki bölümde geliştirdiğimiz FutBA modeli ve modelin performansı anlatılmaktadır.

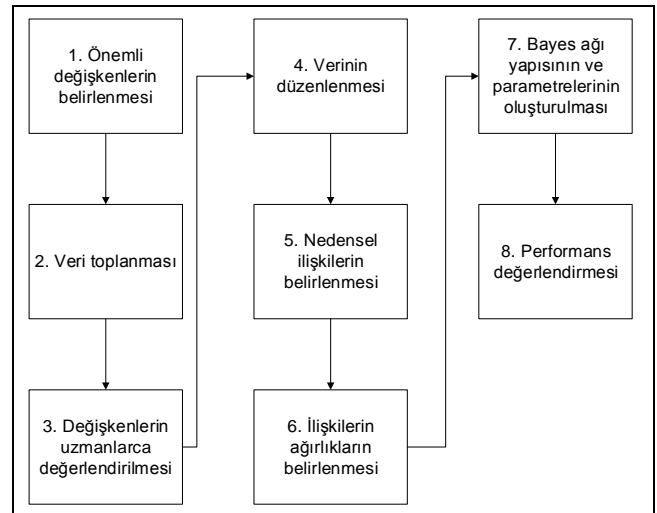
4 Türkiye süper ligi için Bayes ağı modeli

4.1 Modelin geliştirilme süreci

FutBA Türkiye Spor Toto Süper Ligi müsabakaları için maç sonucunu, ev sahibi takımın Galibiyeti (G), Mağlubiyeti (M) veya Beraberliği (B) şeklinde, tahmin etmek amacıyla geliştirilmiştir. FutBA modeli, maça ilgili bilgiler girildiğinde, maç sonucunun olasılıklarını tahmin etmektedir.

Bu bölümde FutBA modelinin geliştirilme süreci anlatılacaktır. Model üç farklı uzmanın bilgisini sistematik olarak analiz ederek geliştirilmiştir. Birinci uzman (U1) futbol antrenörlüğü yapmakta, ikinci uzman (U2) spor bilimleri fakültesinde futbol alanında çalışmalar yapmaktadır, üçüncü uzman (U3) lisanslı olarak futbol oynamakta. Uzmanlar hem antrenör hem de futbolcu bakış açısının temsil edilmesi için bu şekilde seçilmiştir. Uzmanlarla yapılan görüşmeler ortalama doksan dakika sürmüştür. Bu görüşmelerde geliştirilmekte olan modelin kapsamı ve ulaşılabilecek verilerin cinsi hakkında bir sunum yapılmıştır. Daha sonra uzmanlardan, böyle bir modelde kullanılacak değişkenler ve nedensel ilişkilere yönelik bilgi toplanmıştır. Uzmanların gözünden kaçabilecek değişkenler ve ilişkiler düşünülerek, ilk görüşmeden bir hafta sonra e-posta veya ikinci bir görüşme yoluyla tekrar bilgi toplanmıştır.

Şekil 3 modelin geliştirilme yöntemini göstermektedir. Bu bölümün geri kalanında Şekil 3'te gösterilen adımlar anlatılacaktır.



Şekil 3: Modelin geliştirilme aşamaları.

4.1.1 Önemli değişkenlerin belirlenmesi

İlk olarak uzmanların maç sonucunu tahmin ederken dikkate aldığı değişkenler belirlenmiştir. Maç sonucunu tahmin ederken takımların formları ve lig durumları gibi genel faktörlerin, hücum ve savunma güçlerinin önemli olduğu

uzmanlar tarafından belirtilmiştir. Fakat hücum ve savunma gücünü doğrudan belirleyen tek bir gözlemlenebilir verinin olmadığını, birçok faktörün hücum ve savunma gücünü etkilediği belirtilmiştir. Tablo 1, hangi faktörlerin bir takımın genel, hücum ve savunma gücünü belirlemede etkili olduğunu gösteren uzman görüşlerini göstermektedir. Uzmanlardan U1 ve U3 sadece önemli faktörlere ilişkin görüş bildirmiştir. U2 ise spor bilimleri fakültesi öğrencileri ile grup görüşmesi de yaparak genel, hücum ve savunma ile ilgili değişkenlerin önem sıralarına ilişkin görüşleri bildirmiştir. Örneğin, U2 tarafından savunma için en önemli faktör 'pas arası' en önemsiz faktör ise 'kırmızı kart' olarak gösterilmiştir.

4.1.2 Veri toplanması

Model ile ilgili bütün veriler internet üzerinden açık olarak yayınlanan Türkiye Spor Toto Süper Ligi ile ilgili verilerden toplanmıştır. Tablo 1'de gösterilen tüm değişkenlere ilişkin verilere internet üzerinden erişmek mümkündür.

4.1.3 Değişkenlerin uzmanlarca değerlendirilmesi

Tablo 1'de gösterilen değişkenlere ilişkin uzman görüşleri farklılık gösterdiğinden, modelde hangi değişkenlerin

kullanılacağını hangilerinin dışarıda bırakılacağını belirlemek gerekmektedir. Bu doğrultuda, iki uzman tarafından önemli bulunan faktörler modele eklenmiştir. Uzmanlardan U2 değişkenlerle ilgili görüşünü önem sırası şeklinde belirttiğinden, her kategoride son üç sıradaki değişkenlerin U2 tarafından önemsiz bulunduğu varsayılmıştır. Bunlar dışında, ev sahibi veya misafir takımın şampiyonluk veya ligden düşme potasında olup olmadığı, ofsayt sayısı ve maçta yapılan kurtarılar da modele önemli faktörler olarak eklenmiştir.

4.1.4 Verinin düzenlenmesi

İnternette yayınlanan futbol verileri genelde bireysel takımlara göre sınıflandırılmaktadır. Fakat FutBA modeli kullanılırken, her oynanan maçtaki ev sahibi ve misafir takım ile ilgili verilerin bir araya getirilmesi ve bunun Bayes ağı yazılımının okuyabileceği formata dönüştürülmesi gerekmektedir. Bu aşama yazarlar tarafından elle yapılmış ve veri

Tablo 2'de gösterilen şekle dönüştürülmüştür. Modeli değerlendirmede kullanılan veri kümeleri Ek-C'de gösterilmiştir.

Tablo 1: Uzmanların önemli gördüğü değişkenler.

Veriler	U1	U2	U3
Topla oynama	X	2	X
İkili mücadele kazanma		6	X
Hava topu kazanma		5	
Pas isabet yüzdesi	X	4	X
Pas sayısı	X	3	X
Aralarındaki maçlar		7	
Form durumu	X	1	X
Muhtemel kadro değeri		9	
Evindeki maçlar		8	
Top kapma başarısı	X	2	X
Pas arası		1	X
Uzaklaştırma		4	
Faul	X	3	X
Sarı kart	X	5	
Kırmızı kart		6	
Pas isabet yüzdesi	X	3	X
Korner	X	6	X
Şut	X	1	X
Ceza sahası dışından şut		7	
İsabetli şut sayısı	X	2	X
Orta	X	4	X
Orta isabet yüzdesi	X	5	X

Tablo 2: FutBA veri yapısı.

Maç	Ev Sahibi					Misafir				
	Faul	İsabetli Şut	Korner	Kurtariş	...	Faul	İsabetli Şut	Korner	Kurtariş	...
1	15	4	0	2	...	9	2	3	2	...
2	17	2	3	0	...	15	0	4	1	...

4.1.5 Nedensel ilişkilerin belirlenmesi

FutBA modelinin ana çalışma mekanizması, iki takımın hücum ve savunma güçlerini karşılaştırmak ve sonucu takımın lig durumu ve formu gibi genel faktörlere göre gözden geçirmek üzerinedir (modelin çalışma prensipleri Bölüm 4.2'de detaylı olarak anlatılacaktır). Hücum, savunma ve genel faktörlerini doğrudan gözlemlemek mümkün olmadığı için, model Tablo 1'de gösterilen ve daha sonra uzmanlar tarafından eklenen değişkenleri kullanarak bu üç ana faktörü de tahmin etmeyi amaçlar. Fakat bütün bu değişkenleri, üç ana değişkene ebeveyn olarak eklemek, çok fazla ebeveyn değişken olmasına yol açacaktır. Bayes ağlarının tanımlama ve hesaplama karmaşıklığı ebeveyn sayısına göre üstsel olarak arttığı için ebeveyn sayısını azaltmak gerekmektedir.

Ebeveyn ayırma (parent divorcing) Bayes ağlarındaki ebeveyn sayısını azaltmak için sıklıkla kullanılan bir yöntemdir [30]. Bu yöntemde değişken ile ebeveynleri arasına yapay bir gizli (latent) değişken eklenerek ebeveyn sayısı azaltılır. Eklenen bu değişkene gizli değişken denmesinin sebebi, bu değişkenin hiçbir zaman doğrudan gözlenmeyecek olmasıdır. FutBA modelinde, hücum değişkeninin toplam şut sayısı, isabetli şut sayısı, orta sayısı, orta isabet yüzdesi, korner, ofsayt gibi ebeveynleri olması gerekmektedir. Ebeveyn ayırma yöntemiyle şut sayısı, şut isabeti, orta sayısı, orta isabeti değişkenleri ile hücum arasına 'gol girişimi' yapay değişkeni eklenmiş bu sayede, hücum değişkeninin ebeveyn sayısı azaltılmıştır. Modelde tanımlanan nedensel ilişkiler Bölüm 4.2'de detaylı olarak anlatılacaktır.

4.1.6 İlişkilerin ağırlıklarının belirlenmesi

FutBA modelindeki değişkenlerin her bir ebeveyninin etkisinin aynı olmaması beklenmektedir. Bu yüzden, uzmanlara ebeveyn değişkenlerin etkilerinin görece kuvveti sorulmuş ve bunlar ağırlık olarak kaydedilmiştir. Farklı uzmanlar aynı ebeveyn değişkene ilişkin farklı ağırlıklar belirtebileceğinden, uzmanların belirttiği ağırlıkların ortalaması alınmış, daha sonra bu ağırlıklar normalize edilerek, çocuk değişken için bir doğrusal ağırlıklı denklemin ağırlıkları olarak kullanılmışlardır. Modele gözlem girilen sürekli değişkenlerin ölçekleri farklı olabileceğinden, tüm girdilerin değerleri -1 ile 1 arasında normalize edilmektedir. Örneğin, pas sayısı yaklaşık 200 ile 700 arasında değerler alabilmektedir. Uzmanların belirttiği ağırlıkların bu ölçeklerden etkilenmemesi için, uzmanlardan elde edilen ağırlıklar bu değişkenlerin aynı ölçekte normalize edilmiş değerleri üzerinde uygulanmaktadır. Girdiler modele normalize edilmiş halde girilmemekte, model normalizasyon işlemini kendisi yapmaktadır.

4.1.7 BA yapısının ve parametrelerinin oluşturulması

FutBA modelinin nedensel ilişkileri ve ilişkilerin ağırlıkları belirlendikten sonra, model Genie [14] Bayes ağı yazılımı kullanılarak yapılmıştır. FutBA modeli hem kesikli hem de sürekli değişkenler bulundurduğundan dolayı hibrit bir Bayes ağı olarak tanımlanır [24]. Genie hibrit Bayes ağlarını örneklem ve statik kesikleştirme (discretization) yöntemlerini kullanarak hesaplamaktadır.

Hibrit Bayes ağlarının parametreleri olasılıksal tablolar, istatistiksel dağılımlar ve gerekirci (deterministic) fonksiyonlar kullanılarak modellenilebilir. FutBA modelinde, uzmanlar değişkenler arasındaki ilişkilerin görece ağırlıklarını belirledikleri için, modelin parametreleri -1 ile 1 arasında ölçeklendirilmiş ağırlıklı fonksiyonlar olarak tanımlanmıştır.

4.1.8 Performans değerlendirmesi

Modelin performans değerlendirmesi gerçek veri ile iki farklı şekilde yapılmıştır. İlk yöntemde, maçlara ilişkin veri toplanmış, bu veriler ev sahibi ve misafir takımındaki ilgili değişkenlere girilmiş, maç sonucu tahmini gerçek sonuç ile karşılaştırılmıştır. İkinci yöntemde, ev sahibi ve misafir takımın bu sezon daha önceki yaptığı maçlara ilişkin veriler toplanmış, bunların ortalamaları ilgili değişkenlere girilerek gelecekteki maçlar tahmin edilmiştir. Diğer bir deyişle, ilk yöntem aynı maçı tahmin edilmeye çalışılarak sonucu tahmin etme performansını, ikinci yöntem geçmiş verileri kullanarak gelecekteki bir maç tahmin etme performansını değerlendirmiştir. Modelin performans değerlendirmesi Bölüm 4.3'te anlatılmaktadır.

Bu bölümde FutBA modelinin geliştirme ve değerlendirme yöntemi adım adım açıklanmıştır. Bir sonraki bölümde modelin nedensel yapısı detaylı olarak anlatılacak ve Bölüm 4.3'te modelin gerçek verideki performansı değerlendirilecektir.

4.2 Bayes ağı yapısı

Bu bölümde, modeldeki nedensel ilişkiler ve modelin tahmin üretmek için kullandığı mantıksal yapı modelin parçaları kullanılarak anlatılacaktır. FutBA modelindeki, model kullanılırken gözlemlenebilecek olan sürekli ve kesikli değişkenlerin listesi Tablo 3'te, gizli değişkenlerin listesi Tablo 4'te verilmiştir. Modeldeki gizli değişkenlerin hepsi kesiklidir. Modelin genel yapısı Ek-C'de gösterilmiştir.

Tablo 3: Modeldeki gözlemlenebilir değişkenler.

Değişken	Çeşidi	Değişken	Çeşidi
Faul	S	Orta Sayısı	S
Form	K	Orta Yüzdesi	S
Gol	K	Pas Arası	S
İsabetli Şut	S	Pas Sayısı	S
Korner Sayısı	S	Pas Yüzdesi	S
Kurtariş	S	Şut Sayısı	S
Lig Durumu	K	Top Kapma Başarısı	S
Ofsayt	S	Topla Oynama	S

*: Kesikli değişkenler; K, Sürekli değişkenler S ile gösterilmiştir.

Tablo 4: Modeldeki gizli değişkenler.

Gizli Değişkenler	
Form Farkı	Maç Sonucu
Genel	Orta
Gol Girişimi	Orta Oranı
Hücum	Savunma
Hücum Savunma Farkı	Şut
İsabetli Şut Oranı	Şut Oranı
Korner	Top Çevirme

Modelde kullanılan temel prensip ev sahibi ve misafir takımın hücum ve savunma güçlerini verilerden hesaplayıp, daha sonra bunları birbirleriyle kıyaslamaktır. Bu kıyaslama, ev sahibi ve misafir takımın son beş maçıdaki formları, ligdeki durumları gibi subjektif girdilere göre gözden geçirilmekte ve maç sonucu

tahmin edilmektedir. Örneğin, ev sahibi takımın hücum ve savunma gücü misafir takıma göre daha yüksekse, model buna göre bir tahmin yapar, daha sonra her iki takımın formu ve ligdeki durumu gibi genel faktörlere göre bu tahmini gözden geçirir. Şekil 4'te modelin bu temel prensibiyle ilgili bölüm gösterilmektedir. Maç sonucu değişkeninde, 'M' ev sahibi takımın mağlubiyetini, 'B' beraberliği, 'G' ise galibiyetini temsil eder.

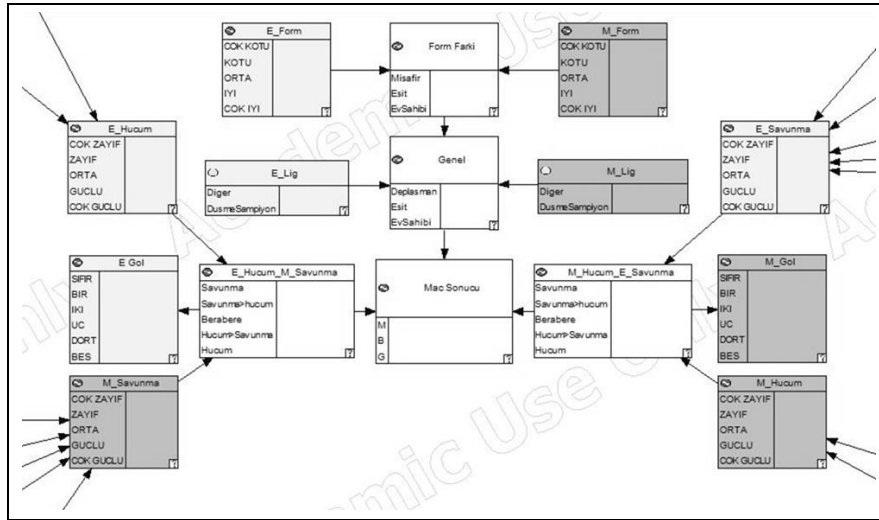
Şekil 4'teki model parçasında ev sahibi ve misafir takımın hücum ve savunma gücünü ve genel değişkeni hesaplamak gerekmektedir. Şekil 4'te ev sahibi takımla ilgili değişkenler 'E_' öne eki ile isimlendirilmiş ve açık gri renkte boyanmış olup, misafir takımla ilgili değişkenler 'M_' ön eki ile isimlendirilmiş ve koyu gri renkte boyanmıştır. Her iki takımla ilgili olan değişkenler beyaz renkte boyanmıştır. Modelin hücum, savunma ve genel değişkenleri ile ilgili bileşenleri sırasıyla Bölüm 4.2.1, 4.2.2 ve 4.2.3'te anlatılacaktır.

4.2.1 Hücum bileşeni

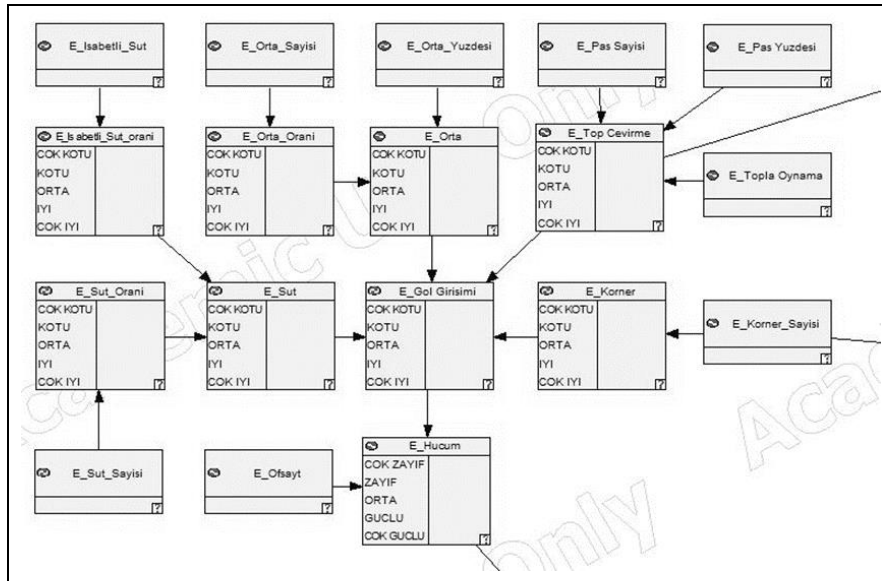
Şekil 5'te FutBA modelinde ev sahibi takımın hücum gücünü belirleyen bileşen gösterilmektedir. Misafir takım için hücum bileşeni de aynı yapıya sahiptir. Hücum gücü tahminlerinde, takımın ortaya çıkardığı gol girişimleri pozitif yönde, ofsaytlar ise, boşa harcanmış hücumlar olduğu ve takımın hücum organizasyonu bozukluğu temsil edebileceği için, negatif yönde etki eder. Gol girişimi de takımın şut, yan top ve top çevirme kabiliyeti ve korner sayısı tarafından belirlenen bir değişkendir. Takımın şut, orta ve top çevirme kabiliyeti doğrudan gözlemlenebilir değişkenler değildir, bu değişkenlerin değerini belirleyen girdiler Tablo 5'te gösterilmiştir.

Tablo 5: Hücum bileşeni parçaları ile ilgili girdiler.

Şut	Orta	Top Çevirme	Diğer
Şut Sayısı	Orta Sayısı	Topla Oynama Yüzdesi	Korner Sayısı
İsabetli Şut Sayısı	İsabetli Orta Yüzdesi	İsabetli Pas Yüzdesi	Ofsayt Pas Sayısı



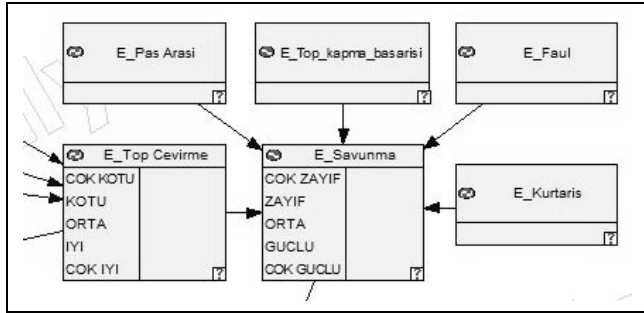
Şekil 4: Modelin temel tahmin mekanizması.



Şekil 5: FutBA hücum bileşeni.

4.2.2 Savunma bileşeni

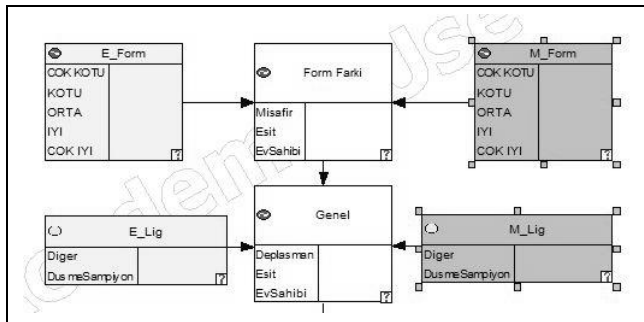
Şekil 6'da FutBA modelinde ev sahibi takımın savunma gücünü belirleyen bileşen gösterilmektedir. Misafir takım için savunma bileşeni de aynı yapıya sahiptir. Savunma gücünü pas arası sayısı, top kapma sayısı, kurtarış sayısı ve top çevirme kabiliyeti değişkenleri pozitif yönde, faul değişkeni ise negatif yönde etkilemektedir. Pas arası, top kapma başarısı ve kurtarış gibi değişkenler doğrudan gözlemlenebilmektedir. Pas arası rakip takımın paslaşması sırasında araya girilerek kazanılmış top sayısını, top kapma başarısı ise rakibin sahip olduğu toplarda ikili mücadele ile alınan top sayısını temsil etmektedir. Top çevirme değişkeni hem hücum hem de savunma için ortak değişkendir ve bu değişkenin değerini Tablo 5'te gösterilen girdiler tarafından belirlenmektedir.



Şekil 6: FutBA savunma bileşeni.

4.2.3 Genel bileşen

FutBA modeli iki takımın hücum ve savunma gücünü birbiriyle karşılaştırarak tahmin üretmektedir. Fakat bu tahminler her iki takımın formu ve ligdeki durumuna göre gözden geçirilmektedir. Gözden geçirilmekte kullanılan bu faktörler genel bileşen tarafından temsil edilmektedir (Şekil 7). Genel bileşen eşit, misafir takım veya ev sahibi takım yönünde olabilir. Lig durumu her iki takımdan biri şampiyonluk veya düşme potansiyelindeyse, maça daha yüksek motivasyonlu çıkabileceği durumunu yansıtmaktadır. Form ise takımın son beş maçtaki galibiyet sayısına göre belirlenebilir veya uzman bilgisine göre 'çok kötü' veya 'çok iyi' arasında bir değer alabilir.



Şekil 7: FutBA genel bileşeni.

4.3 Değerlendirme

FutBA modeli maçın ev sahibi takım için 'Galibiyet', 'Beraberlik' ve 'Mağlubiyet' ile bitme olasılıklarını tahmin etmektedir. Modelin performans değerlendirilmesi için yapılan olasılık tahminleri başarılarına göre üç şekilde sınıflandırılmıştır:

1. Doğru Tahmin: Gerçek sonuç, modelin en yüksek olasılık ile tahmin ettiği sonuç ile aynıdır,

2. Yakın Tahmin: Gerçek sonuç, modelin ikinci en yüksek olasılık ile tahmin ettiği sonuç ile aynıdır,
3. Yanlış tahmin: Gerçek sonuç, modelin en düşük olasılık ile tahmin ettiği sonuç ile aynıdır.

Doğru, yakın ve yanlış tahminlere örnek Tablo 6'da verilmiştir.

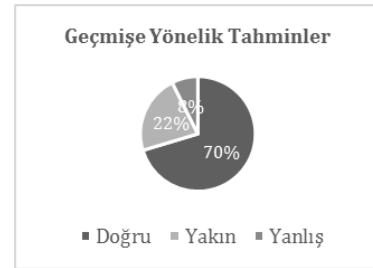
Tablo 6: Doğru, yakın, yanlış tahminler.

	Doğru Tahmin	Yakın Tahmin	Yanlış Tahmin
Gerçek Sonuç	3-0	2-2	1-3
Tahmin Edilen	Galibiyet: 0.97 Beraberlik: 0.03	Galibiyet: 0.48 Beraberlik: 0.31	Galibiyet: 0.38 Beraberlik: 0.61
Olasılıklar (Ev Sahibi)	Mağlubiyet: 0.00	Mağlubiyet: 0.21	Mağlubiyet: 0.01

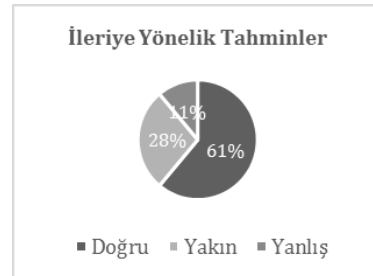
FutBA'nın değerlendirmesi Bölüm 4.1'de anlatıldığı gibi iki aşamada yapılmıştır. İlk aşamada Türkiye Spor Toto Süper Ligi 2017-2018 sezonundaki 27 maça ilişkin veri toplanmıştır. Her bir değişkene ilişkin veri hem ev sahibi hem de misafir takım için toplanmıştır. Bu değişkenlerden maç sonucu hariç değişkenler modele girilmiş ve maç sonucu tahmin edilerek gerçek sonuç ile karşılaştırılmıştır.

FutBA'nın değerlendirmesindeki ikinci adımda Tablo 3'te gösterilen her bir değişkene ve takımların attığı gollere ilişkin daha önce oynanan maçlardaki verilerin ortalamaları hesaplanmıştır. Bu ortalamalar modele girilerek, gelecekte yapılacak olan maçlar tahmin edilmiştir. Bu değerlendirmenin ilk değerlendirmeden farkı, oynanan maça ilişkin veri girilmemesi, sadece geçmiş maçlarda oynanan verilerin girilmesidir. Bu tahminler, ilk değerlendirmede yapılan tahminlerden daha zordur. Bu şekilde ileriye yönelik 18 maç tahmin edilmiştir. İleriye ve geriye yönelik değerlendirmede kullanılan veriler Ek-C'de görülebilir.

Şekil 8 ve 9'da geçmişe ve ileriye yönelik yapılan tahminlerin sonuçlarını göstermektedir.



Şekil 8: Geçmişe yönelik model performansı.



Şekil 9: İleriye yönelik model performansı.

FutBA oynanan maça ilişkin veri girildiğinde maçların %70'ini doğru, %22'sini ise yakın olarak tahmin etmiştir. Geçmiş veri

kullanılarak ileriye yönelik tahmin yapıldığında ise maçların %61'ini doğru, %28'ini ise yakın olarak tahmin etmiştir. Bu değerlendirmelerde modelin tahmin ettiği olasılıklar ve gerçek maç sonuçları Ek A'da gösterilmiştir.

5 Sonuçlar

Bu makalede Türkiye Spor Toto Süper Ligi için uzman bilgisine dayalı özgün FutBA modeli geliştirilmiştir. FutBA'nın değişkenleri, nedensel ilişkileri ve nedensel ilişkilerin arasındaki kuvvetler futbol antrenörü ve oyuncusu olan üç uzmandan elde edilen bilgiler doğrultusunda sistematik olarak belirlenmiştir. Model tahmin edilen maçlara ilişkin istatistikler kullanılarak (geçmişe yönelik) ve daha önceki maçların istatistikleri ile gelecekteki maçlar tahmin edilerek (ileriye yönelik) iki şekilde değerlendirilmiştir. Modelin geçmişe dönük ve ileriye dönük performansları %60-%70 doğru tahmin aralığında çıkmıştır.

FutBA Türkiye spor ligleri için üretilen ilk Bayes ağı modeli olması, tamamen özgün Bayes ağı yapısına sahip olması, uzman bilgisi, geçmiş maç verisi veya ikisinin karışımı ile tahmin üretme esnekliğine sahip olması gibi birçok yenilik sunmaktadır. Modelin geçmişe ve geleceğe yönelik performansları daha önceki futbol modelleri düşünüldüğünde başarılıdır. FutBA futbol gibi karmaşık tahmin problemlerinde, uzman bilgisinin sistematik ve sayısal olarak kullanılmasının avantajlarını da göstermektedir. Bu çalışmada önerilen modelin Bölüm 3'te taranan Poisson ve Bayes ağı modellerine göre önemli bir yeniliği maç sonuçlarını tahmin etmek için pas, orta, isabetli şut, pas arası ve ofsayt sayısı gibi maç istatistiklerini kullanmasıdır [5]-[7],[26]-[29]. Önceki çalışmalar, maç sonucu tahmini için öncelikli olarak gol sayısı ve maç sonucu verilerini kullanmıştır. Önceki Bayes ağı çalışmaları da yoğunlukla takımların puan durumu, formu ve sakatlıklarıyla ilgili faktörleri kullanmıştır [1],[4],[10]. Taranan çalışmalardan sadece Constantinou ve diğ.[11] topa sahip olma, şut, pas yüzdesi gibi maç istatistiklerini bir Bayes ağı modelinde kullanmıştır fakat bu modelin geliştirilme amacı maç sonucu tahmin etmek değil, hakemlerin hatalı kararlarını belirlemektir.

FutBA ile tahmin üretmek için, ilgili takımların maç istatistiklerinin toplanması ve modele girilecek şekilde düzenlenmesi gerekmektedir. Bu, önceki modellerin gereksinim duyduğu girdilerle karşılaştırıldığında, fazla efor ve zaman isteyen bir işidir. Model, tüm Bayes ağları gibi, eksik girdilerle tahmin üretebilmesine karşın böyle tahminlerin doğruluğunun daha az olması beklenmektedir. Dolayısıyla, FutBA modelinde girdiler için harcanacak efor ile tahminlerin doğruluğu arasında ödünleşim vardır.

Gelecek çalışmalarda, FutBA'nın veri kaynaklarından otomatik olarak veri çekerek tahmin üretmesi ve kendini revize etmesi için eklentiler yapılması planlanmaktadır. Bunun yanında, sahada sensörler aracılığı ile oldukça detaylı veri toplayan sistemler mevcuttur [31]. Bu detaylı verinin de FutBA modelinde kullanılması için model genişletilebilir. Modelin yapısı ve parametreleri de değişik uzmanlık alanlarından daha fazla uzman ile görüşme yapılarak revize edilebilir.

6 Kaynaklar

[1] Constantinou AC, Fenton NE, Neil M. "Pi-football: A Bayesian network model for forecasting association football match outcomes". *Knowledge-Based Systems* 36, 322-339, 2012.

- [2] Dixon MJ, Coles SG. "Modelling association football scores and inefficiencies in the football betting market". *Journal of the Royal Statistical Society: Series C (Applied Statistics)* 46(2), 265-280, 1997.
- [3] Crowder M, Dixon M, Ledford A, Robinson M. "Dynamic modelling and prediction of English football league matches for betting". *Journal of the Royal Statistical Society: Series D (The Statistician)*, 51(2), 157-168, 2002.
- [4] Joseph A, Fenton NE, Neil M. "Predicting football results using Bayesian nets and other machine learning techniques". *Knowledge-Based Systems*, 19(7), 544-553, 2006.
- [5] Rotshtein AP, Posner M, Rakityanskaya AB. "Football predictions based on a fuzzy model with genetic and neural tuning". *Cybernetics and Systems Analysis*, 41(4), 619-630, 2005.
- [6] Karaoğlu B. "Makine öğrenmesi ile spor karşılaşmalarının modellenmesi modelling sports games using machine learning". *Emobilimsel Dergi*, 5(9), 1-5, 2015.
- [7] Hucaljuk J, Rakipovic A. "Predicting football scores using machine learning techniques". *34th International Convention MIPRO*, Opatija, Croatia, 23-27 May 2011.
- [8] Fenton NE, Neil M. *Risk Assessment and Decision Analysis With Bayesian Networks*. Boca Raton, FL, CRC Press, 2012.
- [9] Lauritzen SL, Spiegelhalter D. "Local computations with probabilities on graphical structures and their application to expert systems". *Journal of the Royal Statistical Society Series B (Methodological)* 50(2), 157-224, 1988.
- [10] Constantinou A, Fenton N. "Towards smart-data: Improving predictive accuracy in long-term football team performance". *Knowledge-Based Systems* 124, 93-104, 2017.
- [11] Constantinou AC, Fenton NE, Hunter Pollock LJ. "Bayesian networks for unbiased assessment of referee bias in Association Football". *Psychology of Sport and Exercise* 15(5), 538-547, 2014.
- [12] Pearl J. *Probabilistic Reasoning in Intelligent Systems: Networks of plausible inference*. San Mateo, CA, Morgan Kaufmann, 1988.
- [13] Agena. "AgenaRisk: Bayesian Network and Simulation Software for Risk Analysis and Decision Support". <http://www.agenarisk.com/> (18.01.2018).
- [14] Bayesfusion. "GeNie Modeler". <https://www.bayesfusion.com/genie-modeler> (18.01.2018).
- [15] Norsys. "Netica Application". <http://www.norsys.com/netica.html> (18.01.2018).
- [16] Van der Gaag LC, Renooij S, Witteman C, Aleman BMP, Taal BG. "How to elicit many probabilities". *15th Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence*, Stockholm, Sweden, 30 July-01 August 1999.
- [17] Renooij S. "Probability elicitation for belief networks: Issues to consider". *Knowledge Engineering Review*, 16(3), 255-269, 2001.
- [18] Fenton NE, Neil M, Caballero JG. "Using ranked nodes to model qualitative judgments in Bayesian networks". *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 19(10), 1420-1432, 2007.
- [19] Hubbard D. *How to measure anything: Finding the value of intangibles in business*. Hoboken, NJ, John Wiley & Sons, 2014.
- [20] Çinicioglu EN, Atalay M, Yorulmaz H. "Trafik kazaları analizi için bayes ağları modeli". *Bilişim Teknolojileri Dergisi*, 6(2), 41-52, 2013.

- [21] Okutan A, Yildiz OT. "Software defect prediction using Bayesian networks". *Empirical Software Engineering*, 19(1), 154-181, 2014.
- [22] Lee E, Park Y, Shin JG. "Large engineering project risk management using a Bayesian belief network". *Expert Systems with Applications*, 36(3), 5880-5887, 2009.
- [23] Cobb BR, Shenoy PP, Neil M, Tailor M, Marquez D. "Inference in hybrid Bayesian networks with mixtures of truncated exponentials". *International Journal of Approximate Reasoning* 41(3), 257-286, 2006.
- [24] Neil M, Tailor M, Marquez D. "Inference in hybrid Bayesian networks using dynamic discretization". *Statistics and Computing*, 17(3), 219-233, 2007.
- [25] Yet B, Perkins Z, Fenton N, Tai N, Marsh W. "Not just data: A method for improving prediction with knowledge". *Journal of Biomedical Informatics* 48, 28-37, 2014.
- [26] Maher MJ. "Modelling association football scores". *Statistica Neerlandica*, 36(3), 109-118, 1982.
- [27] Karlis D, Ntzoufras L. "Analysis of sports data by using bivariate Poisson models". *Journal of the Royal Statistical Society Series D: The Statistician*, 52(3), 381-393, 2003.
- [28] Rue H, Salvesen Ø. "Prediction and Retrospective Analysis of Soccer Matches in a League ". *Journal of the Royal Statistical Society: Series D (The Statistician)*, 49(3), 399-418, 2000.
- [29] Baio G, Blangiardo M. "Bayesian hierarchical model for the prediction of football results". *Journal of Applied Statistics*, 37(2), 253-64, 2010.
- [30] Jensen F V., Madsen AL. *Bayesian Networks and Decision Graphs*. New York, USA, Springer, 2007.
- [31] Liu HY, Hopkins W, Gomez MA, Molinuevo JS. "Inter-operator reliability of live football match statistics from OPTA sportsdata". *International Journal of Performance Analysis in Sport*, 13(3), 803-821, 2013.

Ek A: Tahminler ve maç sonuçları

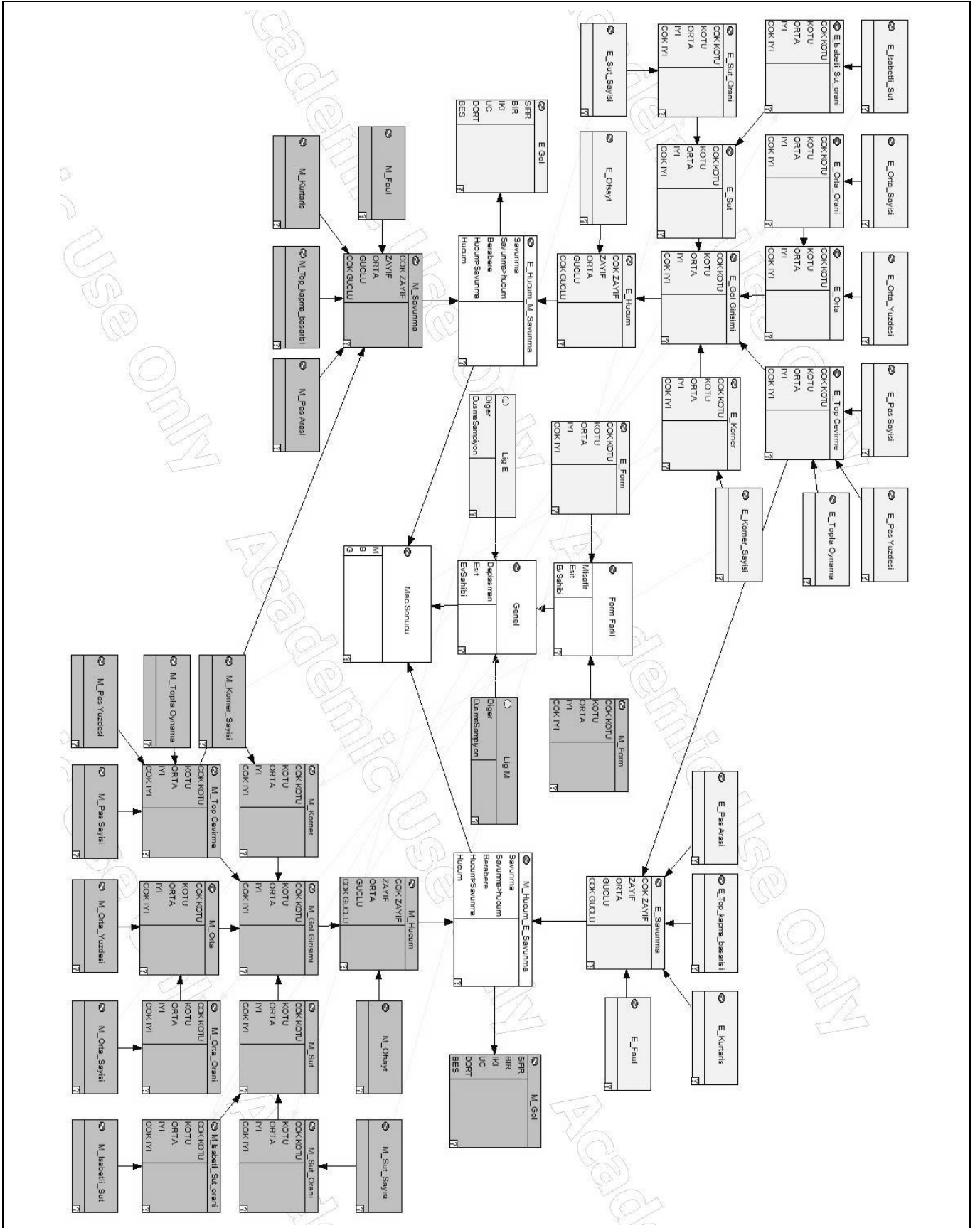
Tablo A1: Geçmişe yönelik tahminler ve maç sonuçları.

Hafta 1					Hafta 2				
Maç	Misafir	Berabere	Ev Sahibi	Sonuç	Maç	Misafir	Berabere	Ev Sahibi	Sonuç
1	0.08	0.53	0.38	G	10	0.42	0.32	0.26	B
2	0.24	0.53	0.23	G	11	0.01	0.12	0.87	G
3	0.38	0.52	0.09	B	12	0.11	0.29	0.59	G
4	0.82	0.17	0.01	M	13	0.13	0.34	0.53	G
5	0.43	0.32	0.25	B	14	0.82	0.17	0.01	M
6	0.01	0.12	0.87	G	15	0.24	0.53	0.23	G
7	0.15	0.33	0.53	G	16	0.42	0.32	0.25	B
8	0.09	0.3	0.61	G	17	0.42	0.31	0.26	B
9	0	0.03	0.97	G	18	0.01	0.12	0.87	G
Hafta 3									
Maç	Misafir	Berabere	Ev Sahibi	Sonuç					
19	0.39	0.52	0.08	B					
20	0.01	0.21	0.78	G					
21	0.24	0.53	0.23	B					
22	0.21	0.37	0.42	G					
23	0.18	0.34	0.48	G					
24	0.24	0.32	0.44	B					
25	0.21	0.37	0.42	G					
26	0.05	0.3	0.65	G					
27	0.52	0.35	0.13	M					

Tablo A2: Geleceğe yönelik tahminler ve maç sonuçları.

Hafta 4					Hafta 5				
Maç	Misafir	Berabere	Ev Sahibi	Sonuç	Maç	Misafir	Berabere	Ev Sahibi	Sonuç
28	0.50	0.34	0.16	M	37	0.12	0.42	0.46	G
29	0.50	0.34	0.16	M	38	0.23	0.54	0.23	M
30	0.50	0.34	0.16	M	39	0.17	0.30	0.53	G
31	0.44	0.31	0.25	M	40	0.16	0.54	0.30	G
32	0.21	0.43	0.36	G	41	0.17	0.54	0.29	M
33	0.55	0.33	0.12	M	42	0.17	0.43	0.40	B
34	0.23	0.43	0.34	G	43	0.12	0.42	0.46	G
35	0.89	0.10	0.01	B	44	0.60	0.31	0.09	M
36	0.46	0.41	0.13	G	45	0.16	0.34	0.50	G

Ek B: FutBA modelinin genel yapısı



Ek Şekil B1: FutBA modelinin genel yapısı.

Ek C: Performans değerlendirme verisi

Maç Gol Faulı	İsabetli Şut	Korner	Kurtuluş	Ofsayt	Orta Orta %	Ev Sahibi			İkili Mücadele Oynama	Topla	Form	Lig	Gol Faulı	İsabetli Şut	Korner	Kurtuluş	Ofsayt	Orta Orta %	Misafir			İkili Mücadele Oynama	Topla	Form	Lig								
						Pas Arası Sayısı	Pas %	Şut %											Pas Arası Sayısı	Pas %	Şut %												
1	15	4	0	2	0	9	22.2	9	595	88.6	7	46.9	54.1	İyi	Düş.	0	9	2	3	2	1	17	17.6	15	494	82.6	7	53.1	Orta	Dış.	45.9		
2	17	2	3	0	1	17	47.1	7	432	78.2	9	48.7	50.1	Orta	Dış.	0	15	0	4	1	1	15	6.7	17	430	77.4	7	51.3	Çok İyi	Dış.	49.9		
3	19	3	4	0	3	14	7.1	22	275	60.4	6	44.4	44.2	Kötü	Düş.	1	16	1	1	2	4	11	18.2	15	354	62.7	6	55.6	İyi	Düş.	55.8		
4	12	7	5	0	1	36	13.9	9	520	90.2	19	62.1	61.3	Orta	Dış.	3	23	3	3	6	0	15	33.3	14	337	81.3	9	37.9	38.7	İyi	Düş.	38.7	
5	2	20	4	0	2	3	6	33.3	10	308	65.3	8	45	36.7	Kötü	Dış.	2	12	4	4	2	6	19	31.6	11	522	79.3	13	55	63.3	İyi	Düş.	63.3
6	3	14	4	3	4	1	12	41.7	9	309	71.5	11	54.6	38	Orta	Dış.	1	14	5	5	1	1	21	23.8	10	494	82.8	16	45.4	62	İyi	Dış.	45.4
7	2	20	6	1	0	3	13	38.5	13	330	71.5	14	52.3	50.9	Orta	Dış.	1	19	2	6	4	2	16	31.4	16	314	70.4	11	47.7	49.1	Orta	Düş.	49.1
8	2	24	4	3	1	1	17	23.5	14	367	78.7	13	42.4	50.5	Çok Kötü	Düş.	0	18	1	3	2	2	13	30.8	12	363	72.3	11	57.6	49.5	Orta	Düş.	49.5
9	4	13	8	2	1	5	10	40	11	494	86.8	14	51.1	63.3	Kötü	Düş.	1	17	2	4	2	2	17	17.6	21	274	75.5	6	48.9	36.7	Orta	Düş.	36.7
10	2	15	4	2	3	18	38.9	11	341	80.6	7	55.3	36	Orta	Dış.	2	20	5	2	2	1	31	25.8	9	609	89.8	15	44.7	64	Kötü	Düş.	44.7	
11	3	14	3	5	1	3	16	31.3	14	332	68.7	12	50.5	37.1	İyi	Düş.	1	8	2	1	1	6	10	40	23	578	81.5	6	49.5	62.9	Orta	Düş.	62.9
12	3	16	4	1	3	1	13	23.1	17	413	80.6	11	56.4	53.6	İyi	Dış.	2	14	5	2	1	2	13	23.1	9	354	78.5	13	43.6	46.4	Orta	Dış.	46.4
13	2	18	2	4	2	0	16	25	8	375	80.3	13	45.6	43.5	Kötü	Dış.	0	16	3	7	0	0	22	22.7	5	493	86.4	15	54.5	56.5	Orta	Dış.	54.5
14	1	16	4	4	3	1	12	8.3	16	358	77.1	12	47.9	37.3	Kötü	Dış.	3	17	6	5	3	1	16	25	11	373	75.1	12	46.8	51	Kötü	Düş.	51
15	1	14	4	3	5	2	19	5.3	10	364	72.5	9	53.2	49	Kötü	Dış.	0	21	5	5	3	2	20	25	11	373	75.1	12	46.8	51	Kötü	Düş.	51
16	2	15	3	3	2	3	14	7.1	9	424	79.2	10	50.4	56.2	Orta	Dış.	2	13	4	4	1	2	17	22.2	10	313	76.4	11	49.6	43.8	İyi	Dış.	49.6
17	2	17	3	4	0	1	33	21.2	9	431	75.4	12	53.6	61.6	Orta	Düş.	2	28	2	4	1	2	17	23.5	19	272	65.8	4	46.4	38.4	İyi	Dış.	46.4
18	3	14	6	1	4	2	5	40	15	484	77.7	12	55	55.7	Orta	Düş.	0	15	3	2	3	3	18	27.8	17	371	72	7	45	44.3	Orta	Düş.	45
19	1	9	6	9	6	3	28	17.9	7	405	72.6	11	55	49.6	Kötü	Dış.	1	26	6	2	3	2	14	28.6	17	433	73.2	15	45	50.4	İyi	Düş.	50.4
20	3	22	6	7	2	6	14	14.3	8	506	83	13	51.8	63.7	İyi	Düş.	0	12	2	5	3	2	15	33.3	16	282	72	12	48.2	36.3	Orta	Düş.	48.2
21	1	13	8	5	10	2	35	31.4	16	516	87.6	18	51.2	63.7	Kötü	Dış.	1	13	2	4	6	1	12	16.7	8	297	69	4	48.8	36.3	Orta	Düş.	48.8
22	2	18	8	3	0	1	12	8.3	22	339	67	18	48.6	39.8	Kötü	Dış.	2	18	3	4	5	1	20	30	6	504	76.6	15	51.4	60.2	Orta	Düş.	60.2
23	3	18	8	3	0	1	12	8.3	22	339	67	18	48.6	39.8	Kötü	Dış.	2	18	3	4	5	1	20	30	6	504	76.6	15	51.4	60.2	Orta	Düş.	60.2
24	2	12	5	6	2	2	2	20.8	8	472	82.4	13	45.3	59.7	Orta	Dış.	2	12	4	3	2	2	12	33.3	9	324	76.2	16	54.7	40.3	Orta	Düş.	54.7
25	2	20	5	6	3	1	18	22.2	8	513	82.1	13	50.9	60	Orta	Dış.	1	12	4	7	3	2	16	31.3	21	336	76.5	14	49.1	40	İyi	Dış.	49.1
26	2	8	5	4	2	1	30	16.7	7	367	83.4	12	52.7	44.1	İyi	Dış.	1	14	3	3	3	2	17	23.5	7	487	80.3	13	47.3	55.9	Orta	Dış.	55.9
27	1	13	2	8	2	1	20	25	21	221	57.9	9	44	29.7	Kötü	Düş.	2	14	3	3	1	1	20	10	7	555	83.8	11	56	70.3	Kötü	Düş.	70.3

Tablo C2: İleriye Dönük Performans Değerlendirme Verisi

Tablo C1: Geriye Dönük Performans Değerlendirme Verisi