

Finansal Tablolardaki Hile Riskinin Tahmin Edilmesinde Karma Modellerin Nispi Başarısı Üzerine Karşılaştırmalı Bir Analiz

A Comparative Analysis on the Relative Success of Mixed-Models for Financial Statement Fraud Risk Estimation

Mustafa UĞURLU*
Gaziantep Üniversitesi
Şerafettin SEVİM**
Dumlupınar Üniversitesi

Özet

Geçmişte finansal tablo hilelerinin neden olduğu kayıplar, finansal tablo hilelerinin önceden tespitini sağlayacak erken uyarı sistemlerinin gerekliliğini ortaya çıkarmıştır. Bu kapsamda birçok model geliştirilmiştir. Bu modellerin finansal tablo hilelerini doğru tahmin etmedeki başarı düzeyleri, yapılan ampirik çalışmalarla ortaya konmuştur. Hangi modelin daha başarılı olduğu literatürde tartışma konusu edilmiştir. Bu çalışmanın temel amacı, finansal tablolardaki hile riskinin tahmin edilmesinde kullanılan modellerin nispi başarılarını, literatürdeki bulgulara dayalı olarak ortaya koymaktır. Çalışma sonucunda finansal tablo hilelerinin tahmin edilmesinde belirleyici değişkenlerin farklılıklar içerdiği ve literatürde bu konuda bir fikir birliğinin olmadığı tespit edilmiştir. Ayrıca hileli finansal tabloların tahmininde yapay sinir ağları modellerinin, diğer modellerden daha başarılı tahminde bulunduğu sonucuna ulaşılmıştır.

Anahtar Kelimeler: Finansal Tablo Hileleri, Hile Riski, Hile Riskinin Tahmini, Yapay Sinir Ağları

Abstract

Losses which are caused by financial statement fraud (FSF) revealed the necessity of early warning system in fraud detection. In this context, many models have been improved.

The level of success of these models on accurate estimation of financial statement fraud is proved by some empirical studies. Success level of the models has been discussed in the literature. Main purpose of this study is to reveal relative success of the models which are used in order to estimate FSF by considering the findings in the literature. The findings of this study show that variables of estimation of FSF include variations and also there is not any consensus on this issue in the literature.

* Yrd. Doç. Dr., Gaziantep Üniversitesi, Sosyal Bilimler MYO, Muhasebe ve Vergi Bölümü, e-mail: ugurlu@gantep.edu.tr

** Prof. Dr., Dumlupınar Üniversitesi, İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi, İşletme Bölümü, e-mail: sevim@dpu.edu.tr

Additionally, it is concluded that artificial neural network models are more successful than other models in estimation of FSF.

Keywords: Financial Statement Fraud, Fraud Risk, Estimation of Fraud Risk, Artificial Neural Network

Giriş

Finansal tablo hilelerinin, piyasa katılımcılarına (kreditörler, yatırımcılar, çalışanlar, emekliler vb. gibi) olan toplam maliyeti geçmişte 500 milyar doların üzerinde gerçekleşmiştir (Ugrin ve Odom, 2010: 440). Özellikle para ve sermaye piyasası katılımcıları, finansal bilginin kalitesi, doğruluğu ve şeffaflığı konusunda güvence oluşturan etkin kurumsal yönetime büyük önem vermektedir. Ancak geçmişte yaşanan skandal niteliğindeki olaylar (Enron, World-Com vb.) piyasa katılımcılarının, denetime tabi tutularak yayınlanan finansal tablolara olan güvenini sarsmış ve bağımsız denetimden geçmiş finansal tablolara şüphe ile bakılmasına neden olmuştur. Nitekim yaşanan olayların ardından finansal tablo hileleri gündeme gelmiş ve son zamanlarda iş dünyası, muhasebe uzmanları, akademisyenler ve piyasa düzenleyiciler, finansal tablo hileleri konusunda ciddi uyarılarda bulunmuştur.

1997 yılında Amerikan Sertifikalı Kamu Muhasebecileri Derneği (The American Institute of Certified Public Accountants-AICPA), Mali Tablo Denetim Standartları No: 82 (Statement of Auditing Standards-SAS No: 82) raporunda, finansal tablo hilesine, kasti yanlış beyan veya finansal tablolarda göz ardı etme olarak atıfta bulunmuştur.

Finansal tablo hileleri, genellikle yönetim tarafından yapılmakta veya onların izin verdiği ve/veya görevlendirdiği çalışanları tarafından işlenmektedir. Bu nedenle Elliott ve Willingham (1980) finansal tablo hilesini yönetim hilesi olarak görmektedir.

Elliott ve Willingham (1980) finansal tablo hilelerini, yönetim tarafından işlenen ve yatırımcılara, kredi verenlere yanlış yönlendirici finansal tablolarla zarar verme olarak tanımlanmaktadır (Elliott ve Willingham, 1980: 4).

Finansal tablo hilesi bir organizasyonun hesaplarında tahrif niyetiyle ortaya çıkmaktadır. Örneğin, geliri manipüle etmek, harcamaları aktifleştirmek, tazmin edilemeyen borçları saklamak veya bir işletmenin belirli bir zamanına ait finansal pozisyonu veya mali performansı üzerine yanlış izlenim vermek üzere muhasebe ilkelerinde seçici uygulamalarda bulunmak şeklinde kendisini göstermektedir (KPMG, 2004).

Yönetim hilesi ve finansal tablo hilesi göreceli olarak sıklıkla birbirlerinin yerine kullanılmaktadır. Genel olarak hile ve finansal tablolarda hile tanımlarındaki farklılıklara karşın ortak nokta, özellikle her ikisinde de "*kastilik ve diğer partilere zarar*" verme eğiliminin olmasıdır. Yatırımcılar, kredi verenler ve denetçiler zararı çekenler arasında yer almakta ve bu kesim, mali kayıpların (pozisyon kaybı, cezalar, vb.) yanında saygınlık kaybına da uğrayabilmektedir (Rezaee, 2002: 68).

Rezaee (2005) ise, finansal tablo hilelerini, manipüle edilmiş finansal tabloları düzenlemek ve kamuoyuna sunmak suretiyle finansal tablo kullanıcılarını (özellikle kreditörler ve yatırımcıları) aldatmak veya yanıltmak üzere

şirketler tarafından gerçekleştirilen kasti girişimler olarak tanımlamıştır (Rezaee, 2005: 279).

Finansal tablo hilesi kastilik ve dolandırıcılık karakterine haiz bu alanda başarılı ve bilgili bir takım (üst düzey yöneticiler, denetçiler vb.) tarafından yapıldığında daha kapsamlı ve planlı olabilmektedir. Bu bağlamda finansal tablo hileleri şu entrikaları içerebilmektedir (Rezaee, 2005: 279):

- Finansal kayıtların, destekleyici dokümanların yanıltma amacıyla değiştirilmesi veya manipüle edilmesi,
- Finansal tabloların hazırlanmasında kullanılan olayların, işlemlerin, hesapların veya diğer önemli bilgilerin kasıtlı olarak düzenlenerek yanlış beyan edilmesi, göz ardı edilmesi veya çarpıtılması,
- Ekonomik olayları ve işlemleri tanımlamada, değerlendirmede ve raporlamada kasti olarak muhasebe standartlarını, ilkelerini, politikalarını ve yöntemlerini yanlış uygulama, yanlış yorumlama ve yanlış yürütme,
- Muhasebe standartları, ilkeleri ve uygulamaları ile ilgili finansal bilgilerde kasten yapılan göz ardı etme ve kabul etmeme veya yetersiz kabuller,
- Yasalara aykırı olan kazanç yönetimi (earning management) ve agresif muhasebe gibi teknikleri kullanma,
- Mevcut muhasebe standartları ve kuralları altında muhasebe uygulamalarında manipülasyon yapma.

Finansal Tablo Hilelerinin Tahmininde Kullanılan Karma Modeller

Geçmişte yaşanan finansal tablo hilelerine bağlı olaylar ve bu olaylar sonucunda da ortaya çıkan kayıplar, finansal tablo hilelerinin önceden tespitini sağlayacak erken uyarı sistemlerinin gerekliliğini ortaya çıkarmıştır.

Bu amaçla literatürde hileli finansal tabloların tespitine yönelik bir çok ampirik çalışma (Nigai vd., 2011; Ravisankar vd., 2011; Humpherys vd., 2011; Zhou ve Kapoor, 2011; Perols ve Lougee, 2010; Ata ve Seyrek, 2009; Kirkos, 2007; Küçükkocaoğlu vd., 2007; Küçüksözen, 2004; Spathis vd. 2004; Spathis, 2002; Beneish, 1999; Beneish, 1997) yapılarak, bir çok model geliştirilmiş ve bu modellerin görece olarak başarıları tartışma konusu edilmiştir.

Karma modeller, içerisinde toplam tahakkukları barındırmakla birlikte, genelde finansal tablo hilelerini bir takım finansal oranlara ve endekslere çevirerek tespit etmeye çalışmaktadır. Çalışmanın bu kısmında finansal tablolardaki hile riskinin tahmininde kullanılan karma modeller irdelenmiş ve bu modellerin hile riskinin tahminindeki nispi başarıları literatür çerçevesinde ortaya konulmuştur.

Probit Model

Probit modelin öncülüğünü Beneish yapmış olup, finansal tablo hilelerine başvuran işletmelerin tespitine yönelik farklı bir bakış açısı getirmiştir. Tahakkuklarda değişimi tespit için kullanılan doğrusal regresyonların yanı sıra, tahakkuklara ek olarak bir takım farklı değişkenlerin de kullanıldığı probit modelde Beneish 1997 ve 1999 yıllarında yaptığı çalışmalarla önemli tespitler ortaya koymuştur.

Beneish (1997) probit analizi, modelde yer alan bağımlı değişken (finansal tablo hilesi yaptığı varsayılan şirketler için 1, kontrol şirketleri için 0 değerini almaktadır) gibi bağımlı değişkenlerin kullanıldığı olaylar için uygun olduğu kabul edilen bir regresyon analizi olarak tanımlamaktadır.

Beneish (1997), olağanüstü finansal performans göstermiş şirketler üzerinde yapılan analizlerle hileli finansal tablolara sahip firmaları ortaya çıkaracak bir model sunmuştur.

Beneish (1997), 1987-1993 yılları arasında muhasebe standartlarına aykırı davranmak suretiyle finansal tablolarını manipüle ettikleri sermaye piyasası kurulları tarafından yapılan denetimlerde tespit edilerek kamuya açıklanmış 64 şirketin finansal tabloları üzerinde çalışmıştır.

Beneish (1997)' in çalışmasında tespit edilen finansal tablo hileleri; gerçekleşmeyen geliri gerçekleştirmiş gibi kaydetmek, satış iadelerini kayıtlara yansıtılmamak, olağanüstü gelirleri normal faaliyet geliri olarak kaydetmek, var olmayan bir stoku varmış gibi kaydetmek, tahsil edilemeyen alacakları ve yıpranmış stokları gider olarak kaydetmemek, faaliyet giderlerini aktifleştirmek, borç ve yükümlülükleri düşük göstermek, giderleri kayıt dışı bırakmak, olmayan aktifleri var gibi göstermek, leasing işlemlerinin standarda aykırı muhasebeleştirme, teknik sorunları kamuya açıklamamak, şirketler arasındaki işlemleri yanıltıcı bir şekilde raporlamak, aktifleri yanıltıcı bir şekilde açıklamak, kefalet harcamalarını kayda almamak, şartlı yükümlülükler hakkında gerekli uyarıda bulunmamak olarak belirtilmiştir.

Beneish (1997), yukarıda sıralanan tarzda finansal tablo hilelerine başvuran şirketlerin finansal rasyolarını, genel kabul görmüş muhasebe standartlarını ihlal etmeyen firmaların finansal rasyoları ile karşılaştırmıştır.

Beneish (1997) ' in kurduğu Probit Model;

$$M_i = \beta_i X_i + \varepsilon_i$$

olup, burada;

M_i = Finansal tablo hilesi yapan şirketler için 1 değeri almakta, finansal tablo hilesine başvurmeyen şirketler için 0 değerini almaktadır,

X_i = Açıklayıcı değişkenlerin oluşturduğu matrisi,

ε_i = Hata terimini ifade etmektedir.

Beneish (1997), yukarıda belirtilen model çerçevesinde, finansal tablo hilesi yaptığını belirlediği 64 şirket ile finansal tablo hilesine başvurmadiğini varsaydığı 1.989 şirketin 1987-1993 yılları verilerini incelemiştir. Modelde bağımsız değişken olarak; ticari alacaklar endeksi, brüt kar marjı endeksi, aktif kalitesi endeksi, amortisman endeksi, pazarlama, satış, dağıtım ve genel yönetim giderleri endeksi, toplam tahakkukların toplam varlıklara oranı, satışlardaki yıllık değişim ve hisse senetleri fiyatlarındaki yıllık değişim alınmıştır.

Beneish (1997), finansal tablo hilesine başvuran şirketlerle kontrol şirketlerinin verilerini probit analize tabi tutarak her bir değişken için katsayılar bulmuştur. Bu katsayıları kullanarak her bir şirketin finansal tablo hilesi yapip

yapmadığını, M_i sonucunun 0' a yakın olması halinde finansal tablo hilesine başvurulmadığı, 1'e yakın olması halinde finansal tablo hilelerinin yapıldığı şeklinde değerlendirmiştir.

Beneish (1997), çalışmanın sonucunda, finansal tablo hilesi yapan şirketlerin karakteristik özelliklerini; genellikle yeni kurulan, daha düşük hisse senedi performansına sahip ve borç ağırlıklı kaynak yapısı ile büyüyen, alacak ve stok devir hızları düşmekte olan ve aktif kalitesi ile brüt kar marjı kötüleşen şirketler olarak özetlemiştir.

Beneish (1999), 1997 yılındakinden farklı olarak, aşağıdaki değişiklikleri yapmak suretiyle modeli geliştirmiştir:

- Beneish 1997 yılından farklı olarak örneklemini büyütmüş ve finansal tablo hilesi yaptığı saptanan 74 firma üzerinde modeli test etmiştir. Kontrol şirketleri olarak da finansal tablo hilesine başvurmadiğı varsayılan 2.332 firma analiz kapsamına alınmıştır.
- Kontrol şirketleri 1997 çalışmasında yüksek miktarda beklenmeyen tahakkukları olan şirketler arasından seçilmişken; 1999 modelinde finansal tablo hilesi yaptıkları varsayılan şirketlerle aynı sektörlerde faaliyet gösteren muhasebe hilesi yapmadığı varsayılan diğer şirketlerden seçilmiştir.
- 1999 modelindeki bağımsız değişkenler, önceki modeldeki değişkenlere göre daha açıklayıcı niteliktedir.

Beneish (1999), 1997 yılındaki çalışmasında kullandığı modeli aynen kullanmıştır. Ancak Beneish (1999), 1997 yılında kullanılan bağımsız değişkenleri değiştirerek finansal tablo hilesi yaptığı varsayılan şirketler ile kontrol şirketlerinin (1)ticari alacak endeksi, (2)brüt kar marjı endeksi, (3)aktif kalitesi endeksi, (4)satışlardaki yıllık değişim (büyüme) endeksi, (5)amortisman endeksi, (6)pazarlama, satış, dağıtım ve genel yönetim giderleri endeksi, (7)borçlanma yapısındaki yıllık değişim ve (8)toplam tahakkukların toplam varlıklara oranı değişkenlerini probit analize tabi tutmuştur.

Beneish (1999) seçilen örneklem çerçevesinde ve yukarıdaki değişkenleri baz alarak yaptığı probit analizi sonucunda aşağıdaki fonksiyona ulaşmıştır:

$$M_i = -4,840 + (0.920 * TAE) + (0.528 * BKME) + (0,404 * AKE) + (0,892 * SBE) + (0,115 * AE) + (-0,172 * PGE) + (4,679 * KYDE) + (-0,327 * TTTV)$$

Bu denklemde probit analiz sonucunda ortaya çıkan katsayılar yanında, bağımsız değişkenlerin ilgili yıl verilerine göre hesaplanan değerleri yerlerine konularak, 2.406 şirket için M_i değerleri bulunmuştur. Bu M_i değerlerinin normal dağılım fonksiyonuna göre hileli olma olasılığı K-ortalamlar kümeleme analizi yöntemi ile hesaplanmış ve M_i değerinin;

- % 2,94'den daha düşük olması halinde o şirketin finansal tablo hilelerine başvurduğuna dair bir bulgu yoktur,

- % 2,94 ile % 5,99 aralığında olması halinde, o şirketin finansal tablo hilelerine başvurma olasılığı vardır,
- % 5,99 ile % 11,32 aralığında olması halinde o şirketin finansal tablo hilelerine başvurma olasılığı hakkında ciddi bulgular bulunmaktadır,
- % 11,32'den yüksek olması halinde, o şirketin finansal tablo hilelerine başvurduğuna dair çok önemli bulgular vardır sonucuna ulaşılmıştır.

Dolayısıyla Beneish'in (1999) modelindeki analiz çerçevesinde ortaya çıkan bu fonksiyona göre herhangi bir şirketin karşılaştırmalı finansal tablolarını elinde bulunduran bir yatırımcı/kreditör/hissedar, o şirketin finansal tablo hilesine başvurup başvurmadığını tespit edebilmektedir.

Beneish' in (1999) kurduğu model çerçevesinde yapılan analiz sonuçlarına göre; ticari alacaklarda olağanüstü artış, brüt kar marjının düşmesi, aktif kalitesindeki düşüş, satışlardaki büyüme ve tahakkuklardaki artışların bir şirketin finansal tablo hilesine başvurup başvurmadığı konusunda önemli bir gösterge olduğunu ortaya koymaktadır.

Beneish (1999) yaptığı çalışmada, modelin temsil gücünün % 31-37; modelin tahmin gücünün ise % 38-56 olduğunu da belirtmiştir.

Diğer taraftan Beneish (1999) modelde iki tür de hata öngörmüş olup, konu hatalar ise aşağıdaki şekilde özetlenmiştir:

- Hata 1: Gerçekte finansal tablo hilesi yapan şirketlerin modelle finansal tablo hilesi yapmayan şirket olarak tahmin edilmesi,
- Hata 2: Finansal Tablo hilesi yapmayan bir şirketin de modelde finansal tablo hilesi yapan bir şirket olarak tahmin edilmesidir.

Küçüksözen (2004), Beneish' in 1999 yılında uyguladığı probit analizini baz alarak İMKB'de hisse senetleri işlem gören şirketlerin finansal tablo hilesi yapıp yapmadıklarını tahmin etmeye çalışmıştır.

Küçüksözen (2004) çalışmasında, Beneish (1999) modelinin esas alınmasını iki temel nedene dayandırmıştır:

- Bunlardan birincisi; Beneish (1999) modelinin diğer modellerden farklı olarak, sadece tahakkuk esası ile oluşan finansal tablo kalemlerinde yıllar itibarıyla ortaya çıkan değişimin yanında, finansal tablo hilelerinin göstergesi olabilecek bazı finansal rasyoların da bağımsız değişken olarak dikkate alınmasıdır.
- İkinci nedeni ise; modelin oluşturulmasında iki yıllık finansal tablo verilerinin yeterli olmasıdır. Dolayısıyla bu modelde şirketlerin uzun bir süreye ilişkin finansal tablo verilerine ihtiyaç bulunmamaktadır.

Küçüksözen (2004), İMKB' de hisse senetleri işlem gören ve reel sektörde faaliyet gösteren 126 şirketi örnek şirket olarak seçmiştir. Bankalar, sigorta şirketleri ve diğer finans sektöründe faaliyet gösteren şirketler çalışma kapsamının dışında tutulmuştur.

Çalışmada şirketlerin 1992-2002 yıllarına ilişkin mali verileri analiz edilmiş olup, modelde ise 1997 yılı baz alınmıştır. Modelde 1997 yılının seçilmesinin temel gerekçesi olarak ise 1990' lı ve 2000' li yıllarda yaşanan ekonomik krizlerden direkt olarak etkilenmeyen daha istikrarlı bir yıl olmasıdır.

Küçüksözen (2004), SPK tarafından yapılan denetim ve incelemeler sonucunda finansal tablo hilesi yaptığı belirlenerek kamuya açıklanan ve/veya

bağımsız denetim raporlarında kamuya açıklanan finansal tablolarındaki tutarları değiştirecek şekilde şartlı görüş bulunan ya da finansal tablolarında yer alan tutarları daha sonra yaptıkları açıklamalarla değiştiren şirketler finansal tablo hilesi yapan şirket olarak kabul edilmiştir. Bu çerçevede Küçüksözen (2004), 1997 yılı için 27 şirketi finansal tablo hilesi yaptığı varsayılan şirket olarak belirleyerek modelde inceleme konusu yapmıştır.

Finansal tablo hilesi yaptığı varsayılan şirketler yanında, bu şirketlerle aynı sektörlerde faaliyet gösteren ve hisse senetleri İMKB’de işlem gören 99 şirket de, finansal tablo hilesi yapmadığı kabul edilen kontrol şirketi olarak belirlenmiştir.

Küçüksözen (2004), finansal tablo hilelerini tespit etmek amacıyla hileye başvuran şirketler ve kontrol şirketi olarak belirlenen şirketlerin 1997 yılı verilerini analiz etmiş ve Beneish (1999) modelini uygulamıştır.

Ancak Küçüksözen (2004), Beneish (1999) modelinden farklı olarak Beneish’ in (1999) modelinde yer alan “satışlardaki büyüme endeksini (SBE)” çalışmada dikkate almamış; ancak Beneish (1999) modelinde yer almayan “stokların satışlara oranı(S/S)” ve “finansman giderlerinin satışlara oranını (FG/S)” bağımsız değişken olarak çalışmaya ilave etmiştir.

Küçüksözen (2004), yaptığı analizler sonucunda finansal tablo hilelerinin tespitinde Türkiye’de;

- Ticari alacaklar endeksi (TAE),
- Brüt kar marjı endeksi (BKME),
- Amortisman giderleri endeksi (AGE),
- Finansman giderlerinin satışlara oranı (FG/S) değişkenlerinin $p=0,05$ düzeyinde;
- Aktif kalitesi endeksi (AKE) ve
- Stokların satışlara oranı (S/S) değişkenlerinin ise, $p=0,1$ düzeyinde istatistikî olarak anlamlı olduğunu ortaya koymuştur.

Küçüksözen (2004), analizler sonucunda, modelin gücünü test ederek aşağıdaki fonksiyonu oluşturmuştur:

$$M_i = -1,547 + (1,276 * TAE) + (-1,770 * BKME) + (0,082 * AKE) + (0,225 * AE) + (-0,488 * PGE) + (-0,514 * TTTV) + (-0,341 * KYDE) + (0,972 * S/S) + (0,060 * FG/S)$$

Küçüksözen (2004), bu fonksiyonda probit analiz sonucunda ortaya çıkan katsayılar yanında, bağımsız değişkenlerin 1997 yılı verilerine göre hesaplanan değerleri yerlerine konularak, 126 şirket için M_i değerleri bulunmuştur. Bu M_i değerlerinin normal dağılım fonksiyonuna göre finansal tablo hilesi yapma olasılığı K-ortalamlar kümeleme analizi yöntemi ile hesaplanmış ve M_i değerinin;

- $< \% 12,17$ ise finansal tablo hilesine başvurduğuna dair bir bulgunun olmadığı,
- $\% 12,18 - \% 27,98$ ise finansal tablo hilesi yapma olasılığının bulunduğu,

- % 27,99 - % 58,50 ise finansal tablo hilesi yapmış olma olasılığı hakkında ciddi bulgular olduğu,
- %58,5 ise finansal tablo hilesi yapıldığına dair çok önemli bulgular olduğu sonucuna ulaşılmıştır.

Küçüksözen (2004) analiz sonucunda, modelin temsil gücünün % 32; modelin tahmin gücünün ise % 33-57 aralığında çıktığını da ifade etmiştir.

Logit Model

Finansal tablo hilelerinin tespitinde lojistik regresyonun kullanılmasına dayanan bir model olup, bu başlık altında finansal tablolardaki hile riskinin belirlenmesinde lojistik regresyonu kullanan ampirik çalışmalara yer verilmiştir.

Finansal tablo hilelerinin tespitinde Spathis (2002), lojistik regresyon analizini kullanarak bir logit model kurmuştur. Spathis (2002) çalışmasında, Atina Menkul Kıymetler Borsasında hisse senetleri işlem gören ve reel sektörde faaliyet gösteren 76 şirketi örnek şirket olarak seçmiştir. Araştırma kapsamında seçilen şirketler içerisinde bankalar, sigorta şirketleri ve diğer finans sektöründe faaliyet gösteren şirketler yer almamaktadır.

Spathis (2002), finansal tabloları hileli olduğu varsayılan şirketlerin tespitinde 4 noktadan hareket etmiş olup, bunları şu şekilde sıralamıştır:

- Bağımsız denetim raporlarında muhasebe hilesi yapıldığına dair ciddi şüphelerin olduğu görüşünün bulunması,
- İlgili otoriteler tarafından şirketin vergi kaçırdığına dair ciddi bulgular olduğunun tespit edilmiş olması,
- SPK tarafından firmanın hisse senetlerinin gözüaltı pazarına atılması veya hisse senetlerinin işlemde kaldırılmış olması,
- Firmanın yasalara aykırı işlemlerde bulunduğu mahkeme kararlarıyla tespit edilmiş olması.

Bu çerçevede Spathis (2002), 38 şirketi finansal tablo hilesi yaptığı varsayılan şirket olarak belirleyerek modelde inceleme konusu yapmıştır.

Finansal tablo hilesi yaptığı varsayılan şirketler yanında, hisse senetleri Atina Menkul Kıymetler Borsası'nda işlem gören 38 şirket de finansal tablo hilesi yapmadığı kabul edilen kontrol şirketi olarak belirlenmiştir.

Çalışmada finansal tablo hilelerine başvuran şirketleri belirlemeye yönelik değişken seçimi için bu alanda çalışma yapan Green ve Choi (1997), Hoffman (1997), Hollman ve Patton (1997), Zimbelman (1997), Beneish (1997), Beasley (1996), Bologna vd. (1996), Arens ve Loebbecke (1994), Bell vd. (1993), Schilit (1993), Davia vd. (1992), Stice (1991), Loebbecke vd. (1989), Palmrose (1987), Albrecht ve Romney (1986)'nin çalışmalarında potansiyel risk göstergeleri olarak dikkate alınan yaklaşık 17 adet değişken tespit edilmiştir. Ancak Spathis (2002), çalışmasında bu değişkenler arasında yüksek korelasyona sahip finansal rasyoları çıkararak araştırmada kullanacağı değişken sayısını 10 adede düşürmüştür.

Bu çerçevede Spathis (2002), finansal tablo hilelerine başvuran şirketlerin tespitine yönelik olarak kullanacağı değişkenleri (1) borç özsermaye oranı (D/E), (2) satışların toplam aktiflere oranı (Sales/TA), (3) net karın satışlara oranı (NP/Sales), (4) ticari alacakların satışlara oranı (Rec/Sales), (5) net karın aktife oranı (NP/TA), (6) çalışma sermayesinin toplam aktife oranı

(WC/TA), (7) brüt karın toplam aktife oranı (GP/TA), (8) toplam stok / toplam aktif (INV/TA), (9) toplam borçların toplam aktiflere oranı (TD/TA), (10) finansal risk skoru (Altman Z-score) olarak belirlemiştir.

Spathis (2002), finansal tablo hilelerini tespit etmek amacıyla hileye başvuran şirketler ve kontrol şirketi olarak belirlenen şirketlerin 2000 yılı verilerini analiz etmiş ve bu kapsamda aşağıdaki modeli kurmuştur:

$$\text{FFS} = b_0 + b_1(\text{D/E}) + b_2(\text{Sales/TA}) + b_3(\text{NP/Sales}) + b_4(\text{Rec/Sales}) + b_5(\text{NP/TA}) + b_6(\text{WC/TA}) + b_7(\text{GP/TA}) + b_8(\text{INV/Sales}) + b_9(\text{TD/TA}) + b_{10}(\text{Altman Z-score})$$

Spathis (2002) yaptığı analizler sonucunda, finansal tablo hilelerinin tespitinde;

- Stokların satışlara oranı (INV/Sales),
- Toplam borçların toplam aktiflere oranı (TD/TA) ve
- Altman Z Score'unun

p=0,01 güven seviyesinde istatistiki olarak anlamlı olduğunu ortaya koymuştur.

Perols ve Lougee (2010), 1999-2005 yılları arasında hisse senetleri borsada işlem gören ve reel sektörde faaliyet gösteren 108 şirketi örnek şirket olarak seçmiştir.

Perols ve Lougee (2010) araştırma kapsamında, bağımsız denetim kuruluşlarınca yapılan denetimlerde finansal raporları için olumsuz veya şartlı görüş bildirilen, sermaye piyasası tarafından firmanın hisse senetleri gözaltı pazara alınan veya hisse senetleri işleminden kaldırılan 54 şirketi finansal tabloları hileli şirket olarak seçmiştir.

Finansal tablo hilesi yaptığı varsayılan şirketler yanında, hisse senetleri borsada işlem gören 54 şirket de, finansal tablo hilesi yapmadığı kabul edilen kontrol şirketi olarak belirlenmiştir.

Perols ve Lougee (2010), finansal tablo hilelerine başvuran şirketleri belirlemeye yönelik değişkenleri (1) yönetim kurulu üyelerinin ağırlığı, (2) iç denetçi sayısı, (3) CFO değişimi, (4) LIFO yönteminin kullanımı, (5) kaldıraç oranı, (6) satışlar/ toplam aktif, (7) alacaklardaki büyüme, (8) brüt kar marjındaki büyüme, (9) satışlardaki büyüme, (10) duran varlık devir hızı, (11) toplam varlıklar, (12) toplam satışlar olarak belirlemiştir.

Perols ve Lougee (2010), araştırma kapsamında yer alan 108 şirketin 12 değişkenden oluşan verilerini lojistik regresyon analizine tabi tutmuş ve yaptığı analizler sonucunda finansal tablo hilelerinin tespitinde;

- Duran varlık devir hızı,
- Alacaklardaki büyüme ve
- Satışlardaki büyüme

değişkenlerinin p=0,05 güven seviyesinde istatistiki olarak anlamlı olduğunu ortaya koymuştur.

Perols ve Lougee (2010) ayrıca, büyük firmaların ve finansal performansları düşük olan firmaların finansal tablo hilelerine başvurmaya daha yatkın olduklarını yaptıkları analiz sonuçlarına bağlı olarak ortaya koymuşlardır.

Küçükkocaoğlu ve Küçüksözen (2004), Spathis' in 2002 yılında uyguladığı logit modeli baz alarak İMKB'de hisse senetleri işlem gören şirketlerden finansal tabloları hileli olanları ortaya çıkarmaya çalışmışlardır.

Küçükkocaoğlu ve Küçüksözen (2004) çalışmalarında, 2001 yılı finansal tablolarında gerçeğe aykırı finansal bilgi bulunan, dolayısıyla Sermaye Piyasası Kurulu tarafından finansal tablolarında düzeltme yaptırılan 23 şirket finansal tabloları hileli şirket olarak, yine finansal tablo hilesi yaptığına dair herhangi bir bulgu bulunmayan 99 şirket de kontrol şirketi olarak seçilmiştir.

Küçükkocaoğlu ve Küçüksözen (2004), Spathis' in (2002) logit modelinden farklı olarak finansal tablo hilelerini tespit etmeye yönelik değişkenlerin sayısını 12' ye çıkarmış ve "Toplam Finansman Giderleri/ Toplam Faaliyet Giderleri (FE/GE)" ile "Ödenecek Vergi ve Diğer Yasal Yükümlülüklerin Satışlara Oranı (Taxes/Sales)" değişkenlerini modele ilave etmiştir.

Küçükkocaoğlu ve Küçüksözen (2004), finansal tablo hilelerini tespit etmek amacıyla hileye başvuran şirketler ve kontrol şirketi olarak belirlenen şirketlerin 2001 yılı verilerini analiz etmiş ve bu kapsamda aşağıdaki modeli kurmuştur:

$$FFS = b_0 + b_1(D/E) + b_2(Sales/TA) + b_3(NP/Sales) + b_4(Rec/Sales) + b_5(NP/TA) + b_6(WC/TA) + b_7(GP/TA) + b_8(INV/Sales) + b_9(TD/TA) + b_{10}(FE/GE) + b_{11}(Taxes/Sales) + b_{12}(Altman Z-score)$$

Küçükkocaoğlu ve Küçüksözen (2004), çalışmasının sonucu olarak;

- Net karın toplam aktife oranı (NP/TA) ve
- Toplam finansman giderlerinin toplam faaliyet giderlerine oranının (FE/GE)

Türkiye'de hileli finansal tabloların tespitinde kullanılabilecek değişkenler olduğunu ortaya koymuştur.

Çok Değişkenli Modeller

Finansal tablo hilelerinin tespitinde karma modeller içerisinde yer alan lojistik regresyon kadar; yapay sinir ağı (YSA), Bayes ve karar ağacı modelleri de yaygın bir biçimde kullanılmaktadır (Zhou ve Kappor, 2011: 571). Çalışmanın bu kısmında, finansal tablo hilelerinin tespitinde UTADIS, karar ağacı, bayes ve yapay sinir ağı modellerinin kullanımına yönelik ampirik çalışmalara yer verilmiştir.

UTADIS modeli

UTADIS (Utilities Additives Discriminates) metodolojisi, önceden homojen olarak sınıflandırılmış alternatif veri setleri arasından minimum sınıflandırma hatası ile amaca uygun sınıflandırmalar yapmaya yardımcı olan bir modeldir. Bu model, diskriminant analizi, lojistik regresyon, probit analizi vb. gibi ekonometrik sınıflandırma teknikleri ve geleneksel istatistikî tekniklerin birleşimine dayalı bir parametrik olmayan regresyon analizidir (Spathis vd., 2004: 513).

UTADIS modeli, ilk kez Devaud vd. (1980) tarafından ortaya atılmış ve Jacquet vd. (1982) tarafından yapılan çalışmalarla geliştirilmiştir. 1995 yılında E. Lagreze Jacquet bu metodu araştırma geliştirme projelerini değerlendirmek için

kullanmıştır. 1997' den sonra ise finansal karar problemlerinde sınıflama yapmak için yaygın olarak kullanılabilir hale gelmiştir.

UTADIS modelinde, $A = \{a_1, a_2, a_3, \dots, a_n\}$ olmak üzere n tane alternatiften oluşan bir alternatif kümesi ile $g_1, g_2, g_3, \dots, g_m$ şeklinde m tane kriterden oluşan bir kriter kümesi bulunur. Alternatifler öncelikle karar verici tarafından belirli bir özellikleri dikkate alınarak $C_1, C_2, C_3, \dots, C_Q$ gibi Q tane sınıfa ayrılır. Gruplar arasındaki tercih ilişkisini gösteren fonksiyon ise aşağıdaki gibidir:

$$C_1PC_2, C_2PC_3, \dots, C_{Q-1}PC_Q$$

P, gruplar arasındaki tercih ilişkisini göstermek üzere, birinci grup C_1 , ikinciye tercih edilmektedir. UTADIS modelinde amaç, C_1 grubundaki alternatiflerin en yüksek skorları alacağı şekilde, alternatifleri bütün kriterlere göre 0 ile 1 aralığında yeni bir ölçeğe taşımak ve bu ölçekteki grup eşiklerini belirlemektir (Ulucan ve Atıcı, 2009: 143-145).

Spathis vd. (2004), UTADIS modelini, finansal tablo hilelerini tespit etmede kullanmış ve Spathis' in (2002) çalışmasında kullandığı örneklem ve veri setini bu modelin örneklem ve veri seti yapmıştır.

Spathis vd. (2004), yaptığı çalışmanın sonucunda finansal tablo hilelerine başvuran işletmelerin tespitinde; (1) toplam borç/ toplam aktif, (2) toplam stok /toplam satışlar, (3) net kar/ net satışlar, (4) toplam satışlar / toplam aktif rasyolarının önemli olduğu bulgusuna ulaşmıştır.

Spathis vd. (2004) parametrik olmayan regresyona dayalı olarak çalışan bu metodu, ayrıca diskriminant analizini ve lojistik regresyon analizleri ile kıyaslamış ve araştırma sonucunda, UTADIS metodunun diğer istatistikî metotlardan daha iyi performans ortaya koyduğunu belirtmiştir.

Karar ağacı

Karar ağacı, örnekleri, ağacın kökünden yapraklarına doğru sıralayarak sınıflandıran veri madenciliği tekniklerinden birisidir (IF-THEN). Ağaçtaki her düğüm bazı değişkenleri test etmekte ve her dal bu değişkenin alabileceği değerlerden birine uygun düğümü gösterecek şekilde aşağıya doğru inmektedir (Witten and Frank, 2005: 62).

Karar ağacı algoritması, ağacın kökünde hangi değişken ile test edilmesi gerektiği sorusu ile başlayarak yukarıdan aşağıya doğru ağacı oluşturmaktadır. Bu işlemi her örnek değişken, eğitim örneklerinin sınıflandırmasına karar vermek için istatistiksel test kullanarak değerlendirmektedir.

Karar ağacı algoritmasında en iyi değişken seçilmekte ve bu değişken ağacın kök düğümünde test için kullanılmaktadır (Sun ve Li, 2006: 2). Kök düğümünün dal sayısı, seçilmiş olan değişkenin alabileceği değere göre değişmektedir. Karar ağacı algoritmasında ana seçim, ağaçtaki her düğümde hangi değişkenin seçileceğidir. Değişkenin değeri, "information gain" adı verilen

istatistiki bir değer ile belirlenmektedir. Information gain'i dikkatlice tanımlamak için information teorisinde genel olarak kullanılan ve bir ölçüyü tanımlayan "entropy" adı verilen bir tanımlama kullanılmaktadır. Entropy ise, örneklerin keyfi olarak toplanmasının kirliliğini karakterize etmektedir (Kök ve Kuloğlu, 2005: 180-188).

1970'li yılların başlarında (Çinko, 2006: 143-153) kullanıma alınan AID (Automatic Interaction Detector), karar ağacı temelli ilk algoritmadır. AID tekniği, en kuvvetli ve en iyi tahmini gerçekleştirebilmek için bağımlı ve bağımsız değişkenler arasındaki mümkün bütün ilişkilerin incelenmesine dayanmaktadır.

İlk temelleri AID yöntemi ile atılan karar ağacı modelleri, çeşitli algoritmalar ile sürdürülmüştür. Geliştirilen bu algoritmalar içerisinde CHAID (Chi-Squared Automatic Interaction Detector; G.V. Kass; 1980), C&RT (Classification and Regression Trees; Breiman, Friedman, Olshen ve Stone; 1984), ID3 (Quinlan; 1986), Exhaustive CHAID (Biggs, de Ville ve Suen; 1991), C4.5 (Quinlan; 1993), MARS (Multivariate Adaptive Regression Splines; Friedman), QUEST (Quick, Unbiased, Efficient Statistical Tree; Loh ve Shih, 1997), C5.0 (Quinlan), SLIQ (Supervised Learning in Quest; Mehta, Agarwal ve Rissanen), SPRINT (Scalable Parallelizable Induction of Decision Trees; Shafer, Agrawal ve Mehta) başlıcalarıdır (Akgöbek ve Öztemel, 2006: 1-9).

Tahmin edici ve tanımlayıcı özelliklere sahip olan karar ağaçları, kuruluşlarının ucuz olması, yorumlanmalarının kolay olması, veri tabanı sistemleri ile kolayca entegre edilebilmeleri ve güvenilirliklerinin daha iyi olması nedenleri ile sınıflama modelleri içerisinde yaygın bir kullanıma sahiptir (Türkoğlu ve Toraman, 2007: 753-758; Bozkır vd., 2009).

Kirkos vd. (2007), çok değişkenli modellerden karar ağacı modelini, finansal tablo hilelerini tespit etmede kullanmış ve Spathis' in (2002) çalışmasında kullandığı örneklem ve veri setini bu modelin örneklem ve veri seti yapmıştır.

Kirkos vd. (2007), araştırma kapsamında "Sipina Research Edition" yazılımını kullanmışlar ve modelin anlamlılık düzeyini $p=0,05$ düzeyinde anlamlı olarak ölçmüşlerdir. Çalışmada kurulan model, öğrenilen örneklem üzerinden yeniden test edilmiş ve yapılan çalışmalar sonucunda kurulan modelin, finansal tablo hilesi yapan işletmeleri % 100 doğru tahmin ettiği; finansal tablo hilesi yapmadığı varsayılan işletmeleri ise % 92 düzeyinde doğru tahmin ettiği tespit edilmiştir.

Kurulan karar ağacı modelinde, Z-score değeri ilk dal olarak belirlenmiş ve karar ağacı bu değişken üzerine dallandırılmıştır. Çalışmada, ikinci seviyede firma karlılığının ölçülmesinde kullanılan Net Kar / Toplam Aktif ve FVÖK rasyoları yapılandırılmıştır. Yapılan analiz sonucunda, finansal tablo hilesi yaptığı varsayılan firmalarda Z-score değeri ve karlılığın oldukça düşük gerçekleştiği; finansal tablo hilesi yapmadığı varsayılan firmalarda ise tam tersi sonuç çıktığı belirtilmiştir.

Bir başka çalışmada Ata ve Seyrek (2009), finansal tablo hilelerine başvuran ve başvurmeyen şirketlerin ayrımını karar ağacı modeli ile tahmin etmeye çalışmışlardır. Bu çerçevede 2005 yılında hisse senetleri İMKB' de işlem gören 100 firmayı örneklem olarak almışlardır. Söz konusu firmalardan 50' si

finansal tabloları hileli; 50' si ise herhangi bir hile bulgusu olmayan firmalardan seçilmiştir.

Firmaların finansal tablolarının hileli ve hileli olmayan ayrımı ise bağımsız denetim kuruluşlarının raporlarındaki görüşlere bağlı olarak yapılmıştır.

Araştırma kapsamında finansal tabloların tespitine yönelik değişkenler ise literatürde test edilmiş rasyolardan seçilmiş olup, bu kapsamda toplam 24 farklı rasyo kullanılmak suretiyle analiz gerçekleştirilmiştir. Araştırma sonucunda "kaldıraç oranı" ve "aktif karlılık oranının" finansal tablo hilesini tespit etmede önemli finansal oranlar olduğu belirlenmiştir.

Bayes modeli

Bayesian sınıflandırması, 1974 yılında Thomas Bayes tarafından ortaya atılan istatistiksel teoreme dayanmaktadır (Demirel ve Bodur, 2004: 81-85). Bayes modeli, istatistiki olasılık hesaplamalarına temel oluşturan bir yöntemdir. Bu modele göre, X sınıf üyeliği bilinmeyen veri örneği, H ise bu veri örneği X' in C sınıfına ait olduğunu öngören bir hipotez iken; Bayes modeli aşağıdaki fonksiyonla ifade edilmiştir (Kirkos vd., 2007: 995-1003):

$$P\left(\frac{H}{X}\right) = \frac{P\left(\frac{X}{H}\right)P(H)}{P(X)}$$

Ayrırma fonksiyonu yukarıdaki şekilde olan Bayes modelinin çalışma şekli ise aşağıda sunulmuştur (Hand vd., 2001: 211-212):

1. Her veri örneği n boyutlu özellik vektörleri ile gösterilir, $X=(x_1, x_2, \dots, x_n)$ her veri örneği "n" özelliklerden alınan örnek üzerindeki "n" ölçümler ile tarif edilir (A_1, A_2, \dots, A_n)

$$P\left(\frac{C_i}{X}\right) = \frac{P\left(\frac{X}{C_i}\right)P(C_i)}{P(X)}$$

2. $P(C_i) = \frac{S_i}{S}$ olabilmektedir, burada S_i , C_i sınıfına ait eğitilen örnek sayısı ve s ise toplam eğitilen örnek sayısıdır.

3. Birçok özellik barındıran veri setleri verilirse $P\left(\frac{X}{C_i}\right)$ aşırı derece hesap yükü gerektirir. $P\left(\frac{X}{C_i}\right)$ işleminde hesap yükünü azaltmak için, sınıf koşul bağımsızlığına ait saf varsayım uygulanır. Bu varsayım, özelliklere ait değerler bir diğerinden şartlı olarak bağımsızdır, örneğe ait verilen sınıf üyeliği, özellikler

arasında bağımlılık ilişkisi yoktur. Bu $P\left(\frac{X}{C_i}\right) = \prod_{k=1}^n P\left(\frac{X_k}{C_i}\right)$ olasılıklar

$P\left(\frac{X_1}{C_i}\right), P\left(\frac{X_2}{C_i}\right), \dots, P\left(\frac{X_k}{C_i}\right)$ eğitim örneklerinde tahmin edilebilirler, burada

$P\left(\frac{X_k}{C_i}\right) = \frac{S_{ik}}{S_i}$ burada S_{ik}, A_k için X_k değerine sahip olan C_i sınıfına ait eğitim seti

sayısı ve S_i, C_i ye ait olan eğitim seti sayısıdır. $P\left(\frac{X_k}{C_i}\right) = \frac{S_{ik}}{S_i}$ ifadesinin 0

olmasını engellemek için $P\left(\frac{X_k}{C_i}\right) = \frac{S_{ik} + 1}{S_i + \alpha_i}$ ifadesi kullanılır.

4. $P(X)$ ifadesi sabit olduğu için hesaplanmaz, çünkü önemli olan birbirlerine göre oransal büyüklükleridir. Bilinmeyen örnek X' i sınıflandırmak için, her C_i sınıfı $P\left(\frac{X}{C_i}\right)P(C_i)$ ifadesi hesaplanır.

$$P\left(\frac{X}{C_i}\right)P(C_i) > P\left(\frac{X}{C_j}\right)P(C_j)$$

Burada hangisi büyükse, o X için geçerli sınıf olmaktadır.

Kirkos vd. (2007), finansal tablo hilelerini tespit etmede, bu kez çok değişkenli modellerden Bayes modelini kullanmış ve Spathis' in (2002) çalışmasında kullandığı örneklem ve veri setini bu modelin örneklem ve veri seti yapmıştır.

Kirkos vd. (2007), Bayes modeli için de "BN Power Director" olarak adlandırılan yazılımı kullanmışlardır. Kirkos vd. (2007), modelin anlamlılık düzeyini $p=0,05$ düzeyinde anlamlı olarak ölçmüştür. Çalışmada kurulan model, öğrenilen örneklem üzerinden yeniden test edilmiş ve yapılan çalışmalar sonucunda kurulan modelin finansal tablo hilesi yapan işletmeleri % 97 doğru tahmin ettiği; finansal tablo hilesi yapmadığı varsayılan işletmeleri ise % 92 düzeyinde doğru tahmin ettiği tespit edilmiştir.

Kirkos vd. (2007), kurmuş oldukları modelde (1) Z-Score(Altman), (2) toplam borç/özkaynaklar, (3) net kar/toplam aktif, (4) toplam satışlar/toplam aktif, (5) işletme sermayesi/toplam aktif değişkenleri ile finansal tablo hileleri arasında güçlü bağlantılar olduğunu tespit etmişlerdir.

Krikos vd. (2007), analiz sonucunda bu değişkenlerin her birisinin firmanın finansal durumundaki farklılıklara işaret ettiğini belirterek, araştırmada Z-Score' un, firmada borçlanma ve faiz baskısı sınırına; toplam borç/ özkaynak rasyosunun, kaldıraç gücüne; net kar/ toplam aktif rasyosunun, karlılığa; toplam satışlar / toplam aktif rasyosunun, satış performansına; işletme sermayesi / toplam aktif rasyosunun ise, borç ödeme gücüne işaret ettiği tespitinde bulunmuştur.

Böylece Kirkos vd. (2007), firmanın finansal durumunun büyüklüğü ile finansal tablo hileleri arasında kuvvetli bağ olduğunu kurduğu Bayes modeli ile ortaya koymuştur.

Kirkos vd. (2007), yaptığı çalışmanın sonunda ise, Bayes modeli ile karar ağacı ve yapay sinir ağı modelinin karşılaştırmasını da yaparak yapay sinir ağı modelinin diğer modellerden daha etkili olduğunu, bunu ise Bayes modeli ile karar ağacı modelinin takip ettiğini ifade etmiştir.

Humpherys vd. (2011), hileli finansal tabloların belirlenmesine yönelik olarak linguistik güvenilirlik analizi yapmışlar ve halka açık 202 şirketin finansal raporlarını, kullanılan dil, kelime, abartılı ve hayal mahsulü sözcük kullanımı, hoş göstermeye yönelik sözcük kullanımı, sözcük çeşitliliği, grup referansı içerme açısından incelemişlerdir.

Humpherys vd. (2011), bağımsız denetçiler tarafından finansal tablolarında hile bulgusu olduğu açıklanan 101 işletme ve finansal tablolarında herhangi bir hile bulgusu bulunmayan 101 işletmenin finansal raporlarını inceleyerek 24 değişken belirlemişlerdir.

Humpherys vd. (2011), belirlenen değişkenleri daha sonra t-testine tabi tutarak finansal tablolardaki hile riskini belirlemede, kelime çeşitliliği, sözcük çeşitliliği, hoş gösterme, hayal mahsulü sözcük kullanımı, ortalama kelime uzunluğu, durağanlık, grup referansı içerme, belirleyici kelime miktarı, cümle kalitesi, fiil kalitesi, kelime kalitesi değişkenlerinin $p=0,05$ güven seviyesinde anlamlı olduğunu belirtmişlerdir.

Humpherys vd. (2011), 24 değişkenden oluşan 202 firmanın veri setini, lojistik regresyon, karar ağacı, Bayes ve ağırlıklı öğrenme modellerini kullanarak analiz etmiş ve finansal tablolardaki hile riskini belirlemede bu modellerin tahmin başarılarını karşılaştırmalı olarak incelemiştir.

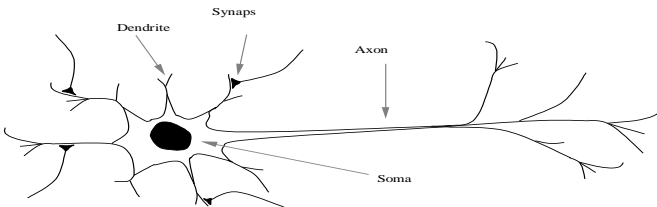
Humpherys vd. (2011), finansal tablolardaki hilelerin belirlenmesinde Bayes modeli ile karar ağacı modelinin 202 finansal tablodan 136' sını doğru tahmin ederek % 67,3 doğru sınıflandırma yaptığını ve en başarılı sonuçlara ise bu iki model aracılığıyla ulaşıldığını belirtmiştir.

Humpherys vd. (2011) çalışmalarında ayrıca, hileli finansal raporlamalarda, kelime ve sözcük çeşitliliğinin az olduğu, hayal mahsulü ifadeler ile firmayı olduğundan daha iyi gösterici ifadelerin yoğun kullanıldığı, grup referansı içeren sözcük ve kelimelerin fazla olduğu tespiti de yapılmıştır.

Yapay sinir ağı metodolojisi

Yapay sinir ağları (YSA), biyolojik sinir ağlarından esinlenilerek ortaya çıkarılan ve biyolojik sinir ağlarına benzer bazı performans özellikleri içeren bir bilgi işleme sistemidir (Fausett, 1994: 3)

YSA, insan beyninin bilgi işleme teknolojisinden esinlenerek geliştirilmiş bir bilgi işlem metodolojisidir (Clarence, 1997, 5).



Şekil 1. Biyolojik Sinirlerin Yapısı (Yıldız, 1999: 87)

İki nöronu birbirine bağlayan axon, dentrite, synaps ve soma olmak üzere dört önemli bölüm bulunmaktadır (Yıldız, 1999: 88-89):

Axon. Hücre çıktısını göndermeye yarayan uzantıdır. Bir hücreye ait tek bir axon uzantısı ve bu axon uzantıdan da çıkan çok sayıda synapstik bağlantılar bulunmaktadır.

Dentrites. Neuronun ağaç köküne benzeyen ve bir hücreye girdileri sağlayan uzantılardır.

Synapse. Sinir hücrelerindeki axonların, diğer sinir hücreleri ve/veya onların dentriteleri üzerinde sonlanan özelleşmiş bağlantı noktalarıdır. Bu bağlantı noktaları, axondaki elektriksel iletinin diğer hücrelere aktarılmasını sağlamaktadır.

Soma. Bir neuronun gövdesine soma adı verilmektedir. Soma, nucleus adı verilen hücre çekirdeğini içermekte olup, hücrelerin yaşamasını sağlayan işlevleri görmektedir.

YSA ile basit biyolojik sinir sisteminin çalışma şekli benzetilmektedir. Yapılandırılan sinir hücreleri nöronlar içerirler ve bu nöronlar çeşitli şekillerde birbirlerine bağlanarak ağı oluştururlar. Bu ağlar öğrenme, hafızaya alma ve veriler arasındaki ilişkiyi ortaya çıkarma kapasitesine sahiptirler (Rud, 2001: 16).

Diğer bir ifadeyle, YSA' lar, normalde bir insanın düşünme ve gözlemlemeye yönelik doğal yeteneklerini gerektiren problemlere çözüm üretmektedir (Öz vd., t.y., 1). Bir insanın, düşünme ve gözleme yeteneklerini gerektiren problemlere yönelik çözümler üretebilmesinin temel sebebi ise insanın sahip olduğu yaşayarak veya deneyerek öğrenme yeteneğidir (Erdem ve Uzun, 2005: 13-19).

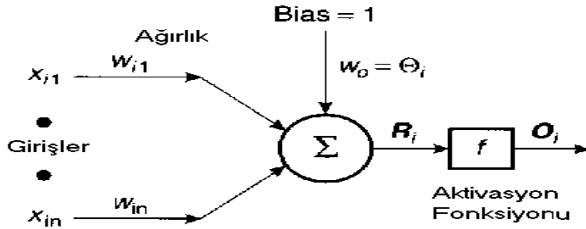
Biyolojik sistemlerde öğrenme, nöronlar arasındaki sinaptik (synaptic) bağlantıların ayarlanması ile olur. Yani, insanlar doğumlarından itibaren tecrübe ederek öğrenme süreci içerisine girerler. Bu süreç içinde beyin sürekli bir gelişme göstermektedir. Yaşayıp tecrübe ettikçe sinaptik bağlantılar ayarlanır ve hatta yeni bağlantılar oluşur. Bu sayede öğrenme gerçekleşir. Söz konusu süreç YSA' larda da benzer şekilde gelişim göstermektedir (Kurt, 2003: 31-38).

Dolayısıyla YSA' lar, birbirleri ile etkileşim halinde olan çok değişkenli uygulamalarda kullanılan, karşılıklı etkileşimin bulunduğu durumlarda başarılı sonuçlar veren bir yapay zekâ metodolojisidir (Kutlu ve Badur, 2009: 25-40).

Bir YSA' nın yapısında, birbirleriyle bağlantılı sinirlerin yer aldığı girdi katmanı, çıktı katmanı ve gizli katman olmak üzere üç katman bulunmaktadır (Chen and Du, 2009: 4076; Kutlu ve Badur, 2009: 25-40):

- Girdi katmanı ilk katman olup, dışarıdan gelen sinyallerin yapay sinir ağına alınmasını sağlar. Bu sinyaller istatistiki değerlendirmelerde bağımsız değişkenler olarak dikkate alınmaktadır.
- İkinci katman olan gizli katman, girdi katmanından aldığı sinyalleri çıktı katmanına ileten dış ortamla bağlantısı olmayan katmandır.
- Son katman olan çıktı katmanı ise, bilgilerin dışarıya iletilmesini sağlamaktadır. Çıktı değişkenleri de istatistikte bağımlı değişkenler olarak değerlendirilmektedir.

YSA'daki en önemli unsurlardan biri de nöronların birbirlerine veri aktarmalarını sağlayan bağlantılardır. Herhangi bir (i) nöronundan (j) nöronuna bilgi ileten bir bağlantı, aynı zamanda bir ağırlık (w_{ji}) değerine sahiptir. Ağırlıklar bir nöronda girdi olarak kullanılacak değerlerin göreceli kuvvetini gösterir. Yapay sinir ağı içinde tüm bağlantıların farklı ağırlık değerleri bulunmaktadır (Kirkos ve Diğerleri, 2007: 995-1003).



Şekil 2. Toplama ve Aktivasyon Fonksiyonu (Tektaş vd., t.y.:4)

YSA' nın yapısına etki eden toplama fonksiyonu, nörona gelen net girdiyi hesaplayan fonksiyon olup, aşağıdaki şekilde formüle edilmektedir (Clarence, 1997: 28-31):

$$O_j = f_j \left(\sum_i W_{ij} X_i \right)$$

Fonksiyonda;

X : Girdileri,

W : Ağırlıkları,

O : Ağırlıklar toplamını ifade etmektedir.

YSA' nın yapısında görev alan aktivasyon (transfer) fonksiyonu ise, ağırlıklandırılarak toplanan verileri, çıktıya dönüştüren fonksiyondur. Bu fonksiyonun çeşitleri olmakla birlikte en yaygın kullanılan sigmoid aktivasyon fonksiyonu olup, aşağıdaki şekilde formüle edilmektedir:

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$$

Fonksiyonda;

$f(x)$: x değerlerinin normalize edilmiş şekli,

x : girdi değerini ifade etmektedir.

Sigmoid aktivasyon fonksiyonunun yaygın kullanım alanına sahip olmasının nedeni, doğrusal ve doğrusal olmayan fonksiyonların her ikisinin de modellenmesinde bu fonksiyonun dengeli çıktılar üretmesidir.

Bir problemin çözümünde kullanılan değişik aktivasyon fonksiyonları, değişik performanslar ortaya koyabilmektedir. Bir problemin çözümünde kullanılacak olan aktivasyon fonksiyonunun seçimine ilişkin herhangi bir kural bulunmamaktadır (Yıldız, 2009, 59).

Aktivasyon fonksiyonu hesaplandıktan sonra, öğrenme işlemi gerçekleşmekte olup, bu açıdan aktivasyon fonksiyonu, 0 ve 1 arasında normalize edilen çıktı değerlerinin oluşmasını sağlamaktadır (Kaynar ve Taştan, 2009, 162-164).

Bir problemin çözümünde kullanılacak YSA mimarisinin en önemli belirleyicisi ise, kullanılacak olan öğrenme algoritması olup, YSA' nın eğitimi ve öğrenme, bu algoritmalar aracılığıyla gerçekleşmektedir. Öğrenme algoritmaları, YSA'nın istenen davranışı gösterebilmesini veya istenen çıktıları üretmesini sağlamaktadır.

Belirli girdilerden beslenen YSA' nın istenen çıktıları üretebilmesi için, ağın yapısındaki bağlantıların ağırlıkları değiştirilmekte ve çıktıların üretilmesini sağlayacak ağırlık değerleri bulunmaktadır. Seçilen algoritmanın bu görevi yerine getirebilmesi için örnek çıktılarına gereksinim duyulmaktadır. Seçilen öğrenme algoritması, istenen çıktıları üretinceye kadar iterasyon yapılmakta ve istenen çıktılar ürettiğinde ise öğrenme gerçekleşmektedir. Dolayısıyla öğrenme algoritmalarının temel işlevi, istenen çıktıların üretilmesi için YSA' nın ağırlıkları üzerinde düzeltmeler yapmaktır (Yıldız, 2009, 61).

YSA modeli geliştirmede kesin kabul görmüş bir yöntem bulunmama ile birlikte, YSA modelinin geliştirilmesi için aşağıdaki adımlar izlenmektedir (Yıldız, 2009: 64-68):

- Verilerin toplanması ve kodlanması,
- YSA mimarisine karar verilmesi,
- YSA' nın eğitimi ve test edilmesi,
- Eğitimin sonlanması ve ağırlıkların sabitlenmesi.

Kirkos vd. (2007), yapay sinir ağı metodolojisini, finansal tablolardaki hile riskini tespit etmede kullanmış ve Spathis' in (2002) çalışmasında kullandığı örneklem ve veri setini bu modelin örneklem ve veri seti yapmıştır.

Kirkos vd. (2007), yapay sinir ağı modeli için ise "Nuclass 7" yazılımını kullanmıştır. Çalışmada, ilk öğrenme gerçekleştirildikten ve alternatif tasarımlarından birisi test edildikten sonra her bir gizli katmanın 5 gizli düğüm içerdiği bir tipoloji seçmiştir. Seçilen ağ, eğitim setinin tekrar tekrar test edilmesi ve bütün örnekleme uygulanması ile yapılandırılmıştır.

Araştırmada, kurulan modelin finansal tabloları hileli kabul edilen firmaları doğru bir biçimde sınıflandırma başarısı % 100 olarak ölçülmüştür. Ancak Kirkos vd. (1997) tarafından kullanılan yazılımın, nöronlar arasındaki bağlantının sinaptik ağırlığını hesaplamaması nedeni ile bir nöronda girdi olarak kullanılacak değerlerin göreceli kuvveti tahmin edilememiştir.

Ravisankar vd. (2011), finansal tablolardaki hile riskinin tespitinde kullanılan veri madenciliği tekniklerinin, finansal tablolardaki hileyi tahmin başarısını karşılaştırmalı olarak incelemişlerdir.

Ravisankar vd. (2011), hisse senetleri Çin Menkul Kıymetler Borsası'nda işlem gören 202 sanayi işletmesinin finansal tablolarını inceleme konusu yapmıştır.

Ravisankar vd. (2011), bağımsız denetim kuruluşlarınca yapılan denetimlerde finansal raporları için olumsuz veya şartlı görüş bildirilen 101 firmayı finansal tabloları hileli firma; 101 firmayı da finansal tablo hilesi yapmadığı kabul edilen kontrol şirketi olarak belirlemiştir.

Ravisankar vd. (2011), finansal tablo hilelerine başvuran şirketleri belirlemeye yönelik olarak başlangıçta 38 adet finansal rasyo belirlemiş ve bu 38

finansal rasyoyu araştırma kapsamında olan 202 firmanın finansal tablolarından temin ederek t-testine tabi tutmuştur.

Ravisankar vd. (2011), t-testi sonuçlarına göre finansal tablo hilelerinin tespitinde istatistiki olarak anlamlı bir farklılık ortaya koyan ($p=0,05$) (1) net kar, (2) brüt kar, (3) satışlar, (4) satışlar/toplam varlık, (5) brüt kar/toplam varlık, (6) net kar/toplam varlık, (7) stoklar/toplam varlık, (8) stoklar/kısa vadeli borçlar, (9) net kar/satışlar, (10) satışlar/duran varlıklar, (11) faaliyet karı/son yıl faaliyet karı, (12) satışlar/son yıl satışları, (13) duran varlıklar/toplam varlıklar, (14) dönen varlıklar/kısa vadeli borçlar, (15) sermaye/toplam borç, (16) uzun vadeli borçlar/sermaye, (17) nakit oranı, (18) stoklar/satışlar değişkenlerini dikkate alarak finansal tablolardaki hile riskinin tahmini için analize tabi tutmuştur.

Ravisankar vd. (2011), bu 18 değişkeni 202 firma için hesaplayarak, bu değişkenlerin kullanıldığı YSA, genetik algoritmalar ve lojistik regresyon modellerinin finansal tablolardaki hile riskini tahmin başarısını karşılaştırmalı olarak incelemişlerdir. Yapılan analiz sonuçlarında YSA modelinin % 96 oranında doğru sınıflandırma yaparak en başarılı sonuç veren model olduğu tespit edilmiştir. Bunu ise % 93 doğru sınıflandırma başarısı ile genetik algoritmalar takip etmiştir.

Ngai vd. (2011), finansal hilelerin önlenmesi ve tespitine ilişkin olarak literatürde yapılan çalışmaları, kronolojik, yöntemsel, içerik ve amaçları itibarıyla inceleyerek finansal tablo hilelerinin tespitinde YSA, lojistik regresyon, Bayes ve karar ağacı gibi çok değişkenli modellerin yaygın olarak kullanıldığını ortaya koymuştur.

Türkiye’ de ise Küçükkocaoğlu vd. (2007), finansal tablo hilelerine başvuran ve başvurmayan şirketlerin ayırımı yapay sinir ağı modeli ile tahmin etmeye çalışmışlardır. Araştırmada Beneish (1997-1999)’ in çalışmalarında kullandığı değişkenler baz alınmış ve kurulan modelin gücü Yapay Sinir Ağı modeli ile test edilmiştir. Araştırmanın sonucunda ise finansal tablo hilelerinin tespitinde modelin tahmin gücünün % 86,17 düzeyinde gerçekleştiğini, hatalı sınıflandırma olasılığının ise % 13,82 olduğu tespit edilmiştir.

Çalışmada ayrıca finansal tablo hilelerini ortaya çıkarmaya yarayan değişkenler bilindiğinde, modele yeni katılan şirketlerin gelecekteki durumlarını tahmin etmek için yapay sinir ağları modelinin bir yöntem olarak kullanılabilceği de ifade edilmiştir.

Değerlendirme ve Sonuç

Muhasebe sistemi içerisinde üretilen finansal tablolar, bir takım seçimli düzenlemeler yoluyla kişisel ve kurumsal amaçlara hizmet etmek üzere olduğundan farklı gösterilebilmektedir.

İşletmelere ait finansal tabloların bu şekilde manipüle edilmesi, bir taraftan yatırımcıların, diğer taraftan ise çalışanlar, kreditor kuruluşlar, kamuoyu gibi çok geniş bir kesimin zarar görmesine sebebiyet verebilmektedir.

Geçmişte yaşanan skandal niteliğindeki olaylardan da görüldüğü üzere, finansal tabloları hileli olan işletmelere kullandırılan krediler nedeni ile bankalar geçmişte milyarlarca dolar zarar görmüştür.

Para ve sermaye piyasası katılımcıları, finansal bilginin kalitesi, doğruluğu ve şeffaflığı konusunda güvence oluşturan etkin kurumsal yönetime büyük önem vermiş; ancak geçmişte yaşanan skandal niteliğindeki olaylar piyasa katılımcılarının, denetime tabi tutularak yayınlanan finansal tablolara olan güvenini sarsmış ve bağımsız denetimden geçmiş finansal tablolara bile şüphe ile bakılmasına neden olmuştur.

Nitekim yaşanan olayların ardından finansal tablo hileleri gündeme gelmiş ve son zamanlarda iş dünyası, muhasebe uzmanları, akademisyenler ve piyasa düzenleyiciler, finansal tablo hileleri konusunda ciddi uyarılarda bulunmuştur.

Geçmişte yaşanan finansal tablo hilelerinin neden olduğu kayıplar, finansal tablo hilelerinin önceden tespitini sağlayacak erken uyarı sistemlerinin gerekliliğini ortaya çıkarmış ve literatürde finansal tablo hilelerinin önceden tespitine yönelik bir çok model geliştirilmiştir (Nigai vd, 2011; Ravisankar vd., 2011; Humpherys vd., 2011; Zhou ve Kapoor, 2011; Perols ve Lougee, 2010; Ata ve Seyrek, 2009; Kirkos, 2007; Küçükkocaoğlu vd., 2007; Küçüksözen, 2004; Spathis, 2004; Spathis, 2002; Beneish, 1999; Beneish, 1997).

Literatürdeki ampirik çalışmalar (Ngai vd., 2011; Ravisankar vd., 2011; Dalkılıç, 2010; Yıldız ve Akkoç, 2009; Kirkos vd., 2007; Küçükkocaoğlu vd., 2007; Yıldız, 1999) incelendiğinde finansal tablolardaki hile riskinin tahmin edilmesinde ve diğer risklerin öngörülmesinde YSA modelinin diğer modellere (logit, probit, UTADIS, karar ağacı, Bayes vb.) nazaran daha başarılı sonuçlar ortaya koyduğu tespit edilmiştir.

Literatürde finansal tablolardaki hileyi öngörmek ve değerlemek üzere geliştirilen YSA modellerinin, iyi bir performans gösterdiği ve tutarlı bir yapı sergilediği sonucuna ulaşılmıştır. Nitekim YSA modeli kullanılmak suretiyle hisse senedi yatırımcılarına yönelik manipülasyonları tahmin eden Ravisankar vd. (2011), hileli finansal tabloları % 96; Kirkos vd. (2007), hileli finansal tabloları % 100 ve Küçükkocaoğlu vd. (2007), hileli finansal tabloları % 86 oranında doğru tahmin etmiştir.

Ayrıca finansal tablolardaki hile riskinin belirlenmesinde hangi değişkenlerin nispi ağırlığa sahip olduğuna yönelik gerçekleştirilen literatür incelemesinde de literatürde ciddi farklılıkların olduğu tespit edilmiştir. Nitekim Perols ve Lougee (2010), alacak devir hızı, alacaklardaki büyüme ve satışlardaki büyüme değişkenlerinin; Ata ve Seyrek (2009) kaldıraç oranı ve aktif karlılık değişkenlerinin; Kirkos vd. (2007), Altman z score, toplam borç/özkaynak oranı, net kar / toplam aktif, toplam satış / toplam aktif, işletme sermayesi / toplam aktif ve FVÖK değişkenlerinin; Küçüksözen (2004), ticari alacak endeksi, brüt kar marjı endeksi, amortisman endeksi, finansman gideri/satışlar, aktif kalitesi endeksi ve stok/satış değişkenlerinin; Spathis vd. (2004), toplam borç / toplam aktif, stok / satış, net kar / net satış ve stok / toplam aktif değişkenlerinin; Küçüksözen ve Küçükkocaoğlu (2004), net kar / toplam aktif ve finansman gideri / faaliyet gideri değişkenlerinin; Spathis (2002), stok/satışlar, toplam borç / toplam aktif ve Altman Z-score değişkenlerinin hileli finansal tabloların tespitinde anlamlı farklılıklar ortaya koyan değişkenler olduğunu tespit etmişlerdir.

Dolayısıyla hem literatürden elde edilen bu bulgular hem de çalışma kapsamında elde edilen sonuçlara dayalı olarak, hileli finansal tabloların tespitinde genel kabul görmüş bir değişken seti bulunamadığı sonucuna ulaşılmıştır.

Hileli finansal tabloların tespitinde önem arz eden değişkenlerin bu şekilde farklılık içermesinin, manipülasyonun hedef ve amaçlarının işletmeden işletmeye ve faaliyet gösterilen işkolundan diğer işkollarına farklılık arz etmesinden kaynaklandığı tahmin edilmektedir.

Kaynakça

- AICPA, (1997). Statement of Auditing Standards (SAS) No. 82 Consideration of Fraud in a Financial Statement Audit, AICPA, New York.
- Akgöbek, Ö., Öztemel, E. (2006). "Endüktif Öğrenme Algoritmalarının Kural Üretme Yöntemleri ve Performanslarının Karşılaştırılması", SAÜ Fen Bilimleri Enstitüsü Dergisi, Cilt: 10, Sayı:1, ss.1-9
- Albrecht, S., ROMNEY M. (1986). "Red-Flagging Management: a Validation", Advances in Accounting, Vol. 3, pp.32-33.
- Arens, A., Loebbecke, J. (1994). Auditing: An Integrated Approach, 6th Ed, Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall.
- Ata, H. A., Seyrek, İ. H. (2009). "The Use of Data Mining Techniques in Detecting Fraudulent Financial Statements: An Application on Manufacturing Firms", Süleyman Demirel Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi, Cilt: 14, Sayı: 2, ss.157-170
- Beasley, M. (1996). "An Empirical Analysis of the Relation Between Board of Director Composition and Financial Statement Fraud", Accounting Review, 71(4), pp.443-66.
- Bell, T., Szykowny, S., Willingham, J. (1993). "Assessing the Likelihood of Fraudulent Financial Reporting: a Cascaded Logic Approach", Working Paper, KPMG Peat Marwick, Montvale, NJ.
- Beneish, M. D. (1997). "Detecting GAAP Violation: Implications for Assessing Earnings Management Among Firms with Extreme Financial Performance", Journal of Accounting and Public Policy, Vol:16, No: 3, pp. 271-309
- Beneish, M. D. (1999). "The Detection of Earnings Manipulation", Financial Analysts Journal, Vol:55, No:5, pp. 24-36
- Bologna, G., Lindquist R., Wells J. (1996). The Accountant's Handbook of Fraud and Commercial Crime. New York: John Wiley.
- Bozkır, A. S., Sezer, E., Gök, B. (2009). "Öğrenci Seçme Sınavında Öğrenci Başarımını Etkileyen Faktörlerin Veri Madenciliği Yöntemleriyle Tespiti", 5. Uluslararası İleri Teknolojiler Sempozyumu (IATS'09), 13-15 Mayıs 2009, Karabük.
- Chen, W. S., Du, Y. K. (2009). "Using Neural Networks and Data Mining Techniques for the Financial Distress Prediction Model". Expert Systems with Applications, Vol: 36, pp. 4075-4086

- Clarence, N., Tan, W. (1997). An Artificial Neural Networks Primer with Financial Applications Examples in Financial Distress Predictions and Foreign Exchange Hybrid Trading System, Bond University, Avusturalya.
- Çinko, Murat (2006). "Kredi Kartı Değerlendirme Tekniklerinin Karşılaştırılması", İstanbul Ticaret Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi, Yıl:5, Sayı:9, ss.143-153
- Dalkılıç, N. (2010). "Muhasebe Mesleği Sorumluluk Sigortalarında Yapay Sinir Ağları Yöntemi ile Risk Değerlemesi", Yayınlanmamış Doktora Tezi, Dumlupınar Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, Kütahya.
- Davia, H., Coggins, P., Wideman, J., Kastantin, J. (1992). Management Accountant's Guide to Fraud Discovery and Control. New York: John Wiley.
- Demirel, S., Bodur, S. (2004). "Genetik Danışmada Bayes Teoreminin Uygulanması", Erciyes Tıp Dergisi, 26 (2), ss.81-85
- Elliott, R. K., Willingham, J. J. (1980). Management Fraud: Detection and Deterrence, Petrocelli Boks, New York.
- Erdem, O. A., Uzun, E. (2005). "Yapay Sinir Ağları ile Türkçe Times New Roman, Arial ve Elyazısı Karakterlerini Tanıma", Gazi Üniversitesi Mühendislik Mimarlık Fakültesi Dergisi, Cilt:20, No:1, ss.13-19
- Fausett, L. (1994). Fundamentals of Neural Networks: Architectures, Algorithms and Applications, Prentice Hall, New York.
- Green, B. P., Choi, J. H. (1997). "Assessing the Risk of Management Fraud Through Neural Network Technology", Auditing: A Journal of Practice and Theory, 16(1), pp. 14–28.
- Hoffman, V. B. (1997). "Discussion of the Effects of SAS No. 82 on Auditors' Attention to Fraud Risk-Factors and Audit Planning Decisions", Journal of Accounting Research, 35(5), pp. 99–104.
- Hollman, V. P., Patton, J. M. (1997). "Accountability, the Dilution Effect and Conservatism in Auditors' Fraud Judgments", Journal of Accounting Research, 35(2), pp. 227–37.
- Hand, D., Mannila, H., Smyth, P. (2001). Principles of Data Mining, A Bradford Book The MIT Press, Cambridge.
- Humpherys, S. L., Moffitt, K. C., Burns, M. B., Burgoon, J. K., Felix, W. F. (2011). "Identification of Fraudulent Financial Statements Using Linguistic Credibility Analysis", Decision Support Systems, Vol. 50, pp. 585-594
- Jacquet, L. E., Siskos, Y. (1982). "Assessing A Set of Additive Utility Functions for Multicriteria Decision Making, the UTA Method", European Journal of Operational Research, 10 (2), pp. 151–164.
- Jacquet, L. E. (1995). "An Application of the UTA Discriminant Model for the Evaluation of R & D Projects", Advances in Multicriteria Analysis, 25 (4), pp. 132-147
- Kaynar, O., Taştan, S. (2009). "Zaman Serisi Analizinde MLP Yapay Sinir Ağları ve Arıma Modelinin Karşılaştırılması", Erciyes Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi, Sayı: 33, ss. 161-172

- Kirkos, E., Spathis, C., Monolopoulos, Y. (2007). "Data Mining Techniques for The Detection of Fraudulent Financial Statements". *Expert Systems with Applications*, Vol: 32, pp. 995-1003
- Kök, B. V., Kuloğlu N. (2005). "Sollama Esnasında Taşıt ve Yol İle İlgili Faktörlerin Karar Ağacı Yöntemiyle İrdelenmesi", *Erciyes Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Dergisi*, Yıl:21, Sayı:1-2, ss.180-188
- KPMG, (2004). *Fraud Survey*, KPMG, Avusturalya.
- Kurt, A. (2003). "Simülasyon-Yapay Sinir Ağı ile Esnek Üretim Sistemi Tasarımı", *Gazi Üniversitesi Mühendislik Mimarlık Fakültesi Dergisi*, Cilt:18, No:2, ss.31-38
- Kutlu, B., Badur, B. (2009). "Yapay Sinir Ağları ile Borsa Endeksi Tahmini", *Yönetim*, Yıl:20, Sayı: 63, ss.25-40
- Küçükkoçoğlu, G., Küçüksözen, C. (2004). "Gerçeğe Aykırı Finansal Tabloların Ortaya Çıkarılması: İMKB Şirketleri Üzerine Ampirik Bir Çalışma", *Muhasebe ve Finansman Dergisi*.
- Küçükkoçoğlu, G., Benli, Y. K., Küçüksözen, C. (2007). "Finansal Bilgi Manipülasyonunun Tespitinde Yapay Sinir Ağı Modelinin Kullanımı", *İMKB Dergisi*, Yıl:9, Sayı:36, İstanbul, ss.1-30
- Küçüksözen, C. (2004). "Finansal Bilgi Manipülasyonu: Nedenleri, Yöntemleri, Amaçları, Teknikleri, Sonuçları ve İMKB Şirketleri Üzerine Ampirik Bir Çalışma", *Yayınlanmamış Doktora Tezi*, Ankara Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, Ankara
- Loebbecke, J., Eining, M., Willingham, J. (1989). "Auditor's Experience with Material Irregularities: Frequency, Nature, and Detectability", *Auditing: A Journal of Practice and Theory*, Vol. 9, pp. 1-28.
- Ngai, E. W. T., Hu, Y., Wong, Y. H., Chen, Y., Sun, X. (2011). "The Application Of Data Mining Techniques in Financial Fraud Detection: A Classification Framework and an Academic Review of Literature", *Decision Support Systems*, Vol. 50, pp. 559-569
- Öz, C., Köker, R., Çakar, S. (t.y.). "Yapay Sinir Ağları ile Karakter Tanımlı Plaka Tanıma", ss. 1-5, <http://web.sakarya.edu.tr/~scakar/yapaysinagplakatan.pdf> (12.10.2009)
- Palmrose, Z. (1987). "Litigation and Independent Auditors: the Role of Business Failures and Management Fraud", *Auditing: A Journal of Practice and Theory*, 6(2), pp. 90-102.
- Perols, J. L., Lougee, B. A. (2010). "The Relation Between Earnings Management and Financial Statement Fraud", *Advances in Accounting, Incorporating Advances in International Accounting*, pp. 1-15
- Ravisankar, P., Ravi, V., Rao, G. R., Bose, I. (2011). "Detection of Financial Statement Fraud and Feature Selection Using Data Mining Techniques", *Decision Support Systems*, Vol. 50, pp. 491-500
- Rezaee, Z. (2002). *Financial Statement Fraud; Prevention and Detection*, John Wiley & Sons, Inc., New York.
- Rezaee, Z. (2005). "Causes, Consequences and Deterrence of Financial Statement Fraud", *Critical Perspectives on Accounting*, 16 (3), pp.277-298.

- Rud, O. P. (2001). *Data Mining Cookbook; Modeling Data for Marketing, Risk, and Customer Relationship Management*, John Wiley & Sons, Inc., New York.
- Schilit, H. (1993). *Financial Shenanigans: How to Detect Accounting Gimmicks and Fraud in Financial Reports*. New York: McGraw-Hill.
- Spathis, C. T. (2002). "Detecting False Financial Statements Using Published Data: Some Evidence From Greece", *Managerial Auditing Journal*, Vol: 17, No: 4, pp. 179-191
- Spathis, C. T., Doumpos, M., Zopounidis, C. (2004). "Detecting Falsified Financial Statements: A Comparative Study Using Multicriteria Analysis and Multivariate Statistical Techniques", *The European Accounting Review*, Vol: 11, No: 3, pp. 509–535
- Stice, J. (1991). "Using Financial and Market Information to Identify Pre-engagement Market Factors Associated with Lawsuits Against Auditors", *Accounting Review*, 66(3), pp. 516–33.
- Sun, J., Li, H. (2006). "Data Mining Method for Listed Companies' Financial Distress Prediction", *Knowledge-Based Systems*, 21 (1), pp. 1-5
- Tektaş, M., Akbaş M. A., Topuz, V. (t.y.). "Yapay Zeka Tekniklerinin Trafik Kontrolünde Kullanılması Üzerine Bir İnceleme", ss. 1-9, <http://www.trafik.gov.tr/icerik/bildiriler/pdf/C4-7.pdf> (06.08.2009)
- Türkoğlu, İ., Toroman, S. (2007). "Karar Ağaçları ve Fraktal Analiz Kullanarak Histopatolojik İmgelerin Sınıflandırılması", *Gazi Üniversitesi Mühendislik Mimarlık Fakültesi Dergisi*, Cilt:22, No:4, ss.753-758
- Ugrin, J. C., Odom, M. D. (2010). "Exploring Sarbanes–Oxley's Effect on Attitudes, Perceptions of Norms, and Intentions to Commit Financial Statement Fraud From A General Deterrence Perspective", *J. Account Public Policy*, Vol. 29, ss. 439-458
- Ulucan, A., Atıcı, K. B. (2009). "UTADIS Çok Kriterli Sınıflandırma Metodolojisi ve Türkiye Enerji Sektörü Uygulaması", *H.Ü. İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, Cilt 27, Sayı: 2, ss. 141-159
- Witten, I. H., Frank, E. (2005). *Data Mining; Practical Machine Learning Tools and Techniques*, Morgan Kaufmann Publishers, San Francisco.
- Yıldız, B. (1999). "Finansal Başarısızlığın Öngörülmesinde Yapay Sinir Ağı Kullanımı ve Ampirik Bir Uygulama", *Yayınlanmamış Doktora Tezi*, Dumlupınar Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, Kütahya.
- Yıldız, B., Akkoç, S. (2009). "Banka Finansal Başarısızlıklarının Sinirsel Bulanık Ağ Yöntemi ile Öngörüsü", *BDDK Bankacılık ve Finansal Piyasalar*, Cilt: 3, Sayı: 1, ss. 9-36
- Yıldız, B. (2009), *Finansal Analizde Yapay Zeka*, Detay Yayıncılık, Ankara.
- Zhou, W., Kappor, G. (2011). "Detecting Evolutionary Financial Statement Fraud", *Decision Support Systems*, Vol. 50, pp. 570–575
- Zimbelman, M. F. (1997). "The Effects of SAS No. 82 on Auditors' Attention to Fraud Risk Factors and Audit Planning Decisions", *Journal of Accounting Research*, 35(5), pp. 5–9.