

Geliş Tarihi:
25.01.2021
Kabul Tarihi:
15.04.2021
Yayınlanma Tarihi:
25.06.2021

Kaynakça Gösterimi: Terzi, S., & Kıymetli-Şen, İ. (2021).
Finansal başarısızlık tahmininde karınca kolonisi
optimizasyon yaklaşımı: Borsa İstanbul'da bir
araştırma. *İstanbul Ticaret Üniversitesi Sosyal
Bilimler Dergisi*, 20(40), 525-541.
doi: 10.46928/iticusbe.868360

FİNANSAL BAŞARISIZLIK TAHMİNİNDE KARINCA KOLONİSİ OPTİMİZASYON YAKLAŞIMI: BORSA İSTANBUL'DA BİR ARAŞTIRMA

Araştırma

Serkan Terzi  

Sorumlu Yazar (Correspondence)

Çankırı Karatekin Üniversitesi

serkanterzi@karatekin.edu.tr

İlker Kıymetli Şen  

İstanbul Ticaret Üniversitesi

ilksen@ticaret.edu.tr

Serkan Terzi, Çankırı Karatekin Üniversitesinde Muhasebe Doçentidir. Hile denetimi, mali denetim, finansal raporlama, kurumsal yönetim ve finansal başarısızlık alanlarında ders vermekte ve bu alanlarda araştırmalar yayınlamaktadır.

İlker Kıymetli Şen, İstanbul Ticaret Üniversitesinde Muhasebe Profesörüdür. Uluslararası finansal raporlama standartları, konsolide finansal raporlama, ileri finansal raporlama, maliyet ve yönetim muhasebesi alanlarında ders vermekte ve bu alanlarda araştırmalar yayınlamaktadır.

FİNANSAL BAŞARISIZLIK TAHMİNİNDE KARINCA KOLONİSİ OPTİMİZASYON YAKLAŞIMI: BORSA İSTANBUL’DA BİR ARAŞTIRMA

Serkan Terzi
serkanterzi@karatekin.edu.tr
İlker Kıymetli Şen
ilksen@ticaret.edu.tr

ÖZET

Amaç: Bu çalışmanın amacı, Borsa İstanbul İmalat Sanayiinde işlem gören şirketlerin finansal başarısızlık tahmininde güvenilir bir model geliştirmektir. Bunun için Borsa İstanbul’da kayıtlı 100 üretim şirketinin 2005-2019 yılları arasında finansal tablolarından elde edilen 18 değişken analizde kullanılmıştır.

Yaklaşım: Finansal başarısızlık tahmininde optimizasyon algoritmaları içinde yer alan karınca kolonisi algoritması tabanlı bir yaklaşım (antminer +) kullanılmıştır.

Bulgular: Yapılan çalışma sonucunda finansal başarısızlık tahmininde en yüksek başarı oranına sahip kurallar tespit edilmiştir. Bazı değişkenlerin finansal başarısızlık riski ile doğrudan ilişkili olduğu belirlenmiştir. Ayrıca oluşturulan kuralların başarı oranlarının %82-%93 arasında olduğu belirlenmiş olup, ortalama başarı oranı ise %88 olarak tespit edilmiştir. Bu nedenle kullanılan algoritmanın literatüre göre geçerli olduğu tespit edilmiştir.

Özgünlük: Literatürde finansal başarısızlığın tespiti için karınca koloni algoritmasının (AntMiner+) kullanıldığı az sayıda çalışma mevcuttur. Türkiye’de ise finansal başarısızlık tespitinde bu algoritmayla yapılan çalışma bulunmamaktadır.

Anahtar Sözcükler: Finansal Başarısızlık, Karınca Kolonisi, Borsa İstanbul

JEL Sınıflandırması: M41

ANT COLONY OPTIMIZATION APPROACH TO PREDICTING FINANCIAL DISTRESS: A RESEARCH IN BORSA ISTANBUL

ABSTRACT

Purpose: The purpose of this paper is to develop a reliable model to determine predicting financial distress of manufacturing companies in Borsa Istanbul. In order to achieve this purpose, 18 variables calculated from financial statements of 100 manufacturing companies quoted in Borsa Istanbul between 2005-2019 are used in the analysis.

Approach: The ant colony algorithm-based approach (AntMiner+) is used in the optimization algorithm for predicting the financial distress.

Findings: As a result of the paper, rules for financial distress with the highest success rate are determined. Some of the variables that are directly related to the risk of financial distress are determined. In addition, It has been determined that the success rate for the generated rules between 82%-93%, and the average success is 88%. Thus, the algorithm used during the analyses is found valid according to the literature.

Originality: There are few studies in the literature that use the ant colony algorithm (AntMiner+) to detect financial failure. In Turkey, there are no studies in determining financial distress with this algorithm.

Keywords: Financial Distress, Ant Colony, Borsa Istanbul

JEL Classification: M41

GİRİŞ

Türkiye’de ulusal piyasalar son yıllarda hızlı bir büyüme trendi içine girmiştir. Ancak dünyada birçok banka ve şirketin iflas etmesine neden olan global finansal kriz, Türkiye’yi de etkilemiştir. Bunun sonucunda da finansal piyasalardaki işlem hacmi azalmış ve borsa endeksi olumsuz yönde etkilenmiştir. Bundan dolayı şirketlerin finansal başarısızlık tahminleri birçok işletme ilgisinin (finansal kuruluşlar, yönetim, ortaklar vs.) alacakları kararlarda önemli bir araç haline gelmiştir. Finansal başarısızlık, Türkiye’de olduğu gibi dünyada da önemli bir olay olarak görülmektedir. Piyasada faaliyet gösteren şirketlerin finansal yapılarının sağlamlığı, politikacılardan, yatırımcılara, yöneticilere kadar geniş bir yelpazeyi ilgilendirmektedir. Bir ülkedeki finansal açıdan başarısız olan şirketlerin sayıları, o ülkenin gelişmişlik indeksi açısından bir faktör olarak dikkate alınabilmektedir (Etemadi vd., 2009).

Finansal başarısızlık tahmini birçok çalışmada “tasfiye tahmini”, “şirket başarısızlıkları” olarak da ifade edilmektedir. Çalışmada “finansal başarısızlık tahmini (FBT)” ifadesi kullanılmıştır. FBT, şirketlerin üstlendiği mali yükümlülüklerini ödeyememesi veya bu yükümlülüklerini zamanında ödemedi sıkıntı yaşamaması (Beaver, 1966), diğer bir ifadeyle nakit akışının finansal yükümlülükleri karşılamaındaki yetersizlik olarak ifade edilmektedir (Chung vd., 2008; Chen ve Du, 2009). İşletmelerde finansal başarısızlığın genel nedenleri; finansal bilgi yetersizliği, sermaye planlarındaki hatalar, eksiklikler, borç ve alacak yönetimindeki zayıflıklar ve bütçeleme sistemindeki eksikliklerdir (Chen ve Du, 2009).

Şirketlere ilişkin finansal başarısızlıklar, işletme içi etkenlerden kaynaklanabildiği gibi işletme dışı nedenlerden dolayı da ortaya çıkabilmektedir. İşletme dışı etkenler arasında endüstride beklenmeyen gelişmeler, doğal afetler örnek olarak gösterilmektedir. Ancak finansal başarısızlık nedenlerinden en önemli etkenin işletme içinden kaynaklanan şirket yönetimindeki yetersizlikler olduğu ifade edilmektedir (Terzi, 2011).

Bu çalışmanın amacı, Borsa İstanbul (BIST) İmalat Sanayiinde işlem gören şirketlerin finansal başarısızlık tahmininde güvenilir bir model geliştirmektir. Bunun için literatürde kullanılan karınca kolonisi algoritması (AntMiner+) esas alınarak çalışma yürütülmüştür.

LİTERATÜR

Şirketlerde finansal başarısızlık tahminine ilişkin modellerin geliştirilmesine 1960’lı yılların ortalarında Amerika’da başlanmıştır. Yapılan çalışmalarda istatistiksel yöntemler (lojistik regresyon, diskriminant analizi) ve yapay sinir ağları kullanılmıştır (Ekşi, 2011). Bu çalışmaları takiben literatürde optimizasyon algoritmaları da kullanılmaya başlanmış ve özellikle yapay sinir ağlarıyla finansal başarısızlık tahmini yapılmıştır.

Şirketlerin finansal açıdan başarılı olup olmadıkları veya tasfiye riski içinde olup olmadıklarını belirlemek için literatürde birkaç yöntem kullanılmaktadır. Literatürde kullanılan çalışmaların bazıları tek değişkenli modeller olup, bireysel finansal değişkenlere dayanmaktadır. Bu çalışmalar içinde Beaver (1966)’nın çalışması yer almaktadır. Beaver (1966) yaptığı çalışmada tekli istatistiksel model kullanarak

değişkenleri iki grupta sınıflandırmış ve doğru sınıflandırma başarısını tespit etmiştir. Çalışma sonucunda, başarısız işletmeleri başarısız olmayan işletmelerden ayırmada 5 finansal değişkenin önemli olduğunu bulmuştur. Yapılan analiz sonucunda bir değişken; finansal başarısızlığı bir yıl önceden %87, iki yıl önceden %79, üç yıl önceden %77, dört yıl önceden %76 ve beş yıl önceden %78 doğrulukla tahmin etmiştir.

Tekli modellerde değişkenler arasında korelasyon olabilmesi söz konusu olduğundan, takip eden dönemlerde tekli modellerden ziyade çoklu modellerin kullanımına yönelim gerçekleşmiştir (Etemadi vd., 2009). Çoklu tekniklerin en önemlisi Altman (1968) tarafından geliştirilmiştir. Altman (1968) yaptığı çalışmada, çoklu diskriminant analizini kullanmıştır. Modelde kullanılmak amacıyla öncelikle 22 finansal değişken belirlemiştir. Daha sonra istatistiksel analiz sonucunda, modelde kullanacağı değişken sayısını 5'e indirmiştir. Altman çalışmasının sonucunda elde ettiği modeli 'Z' modeli olarak ifade etmiştir. Bu modele göre, işletmelerin iflastan bir yıl öncesi için %95, iki yıl öncesi için %72 oranında doğru sınıflama yapılmıştır (Altman, 1968).

Literatürde finansal başarısızlık tespiti için oluşturulan modeller genellikle karar vermede yardımcı olmak amacıyla kullanılmakta olup, istatistiksel ve veri madenciliği yöntemlerini içermektedir (Yap vd., 2012; Lee, 2014). Son yıllarda ise makine öğrenmeleri kapsamında yer alan tahminleme yöntemleri de sıklıkla kullanılmaktadır. Makine öğrenme algoritmalarına genetik algoritma, karınca kolonisi algoritması, arı kolonisi algoritması örnek olarak verilebilir.

Finansal başarısızlık tahmininde kullanılan istatistiki yöntemler içinde lojistik regresyon ve çoklu diskriminant analizi çok kullanılan yöntemlerdir (Meyer ve Fiber, 1970; Deakin, 1972; Moyer, 1977; Casey ve Bartczak, 1985; Yim ve Mitchell, 2005; Altaş ve Giray, 2005; Chung vd., 2008; Gepp ve Kumar, 2008; Liou, 2008; Salehi ve Abedini, 2009; Sori ve Jalil, 2009; Çelik, 2010; Yap vd., 2010; Halim vd., 2010; Yüzbaşıoğlu vd., 2011; Terzi, 2011; Rezaei ve Toolami, 2012, Terzi vd., 2012).

Veri madenciliği yöntemleri ve makine öğrenmeleri içinde ise yapay sinir ağları ve karar ağaçları (Atiya, 2001; Yim ve Mitchell, 2005; Chung vd., 2008; Liou, 2008; Chen ve Du, 2009; Çelik, 2010; Ekşi, 2011), destek vektör makineleri (Sun ve Li, 2012), genetik algoritma (Shin ve Lee, 2002; Etemadi vd., 2009) yöntemleri kullanılmaktadır. Bunun yanında son yıllarda karınca kolonisi algoritması (Xi vd., 2004; Wang vd., 2009; Khodadadi vd., 2010; Zhang ve Wu, 2011; Rezaei ve Toolami, 2012; Martin vd., 2012; Arora ve Ravi, 2013) ve arı kolonisi algoritması (Lee, 2012) da kullanılmaktadır.

Literatürde finansal başarısızlık tahminiyle ilgili yapılan bazı çalışmaların özetleri Tablo 1'de sunulmuştur.

Tablo 1: Finansal Başarısızlık Tahminiyle İlgili Yapılan Bazı Çalışmaların Özetleri

Çalışmalar	Yöntemler	Bulgular
Altman (1968)	Çoklu diskriminant analizi	Çalışmasının sonucunda elde edilen model, 'Z' modeli olarak ifade edilmiştir. Bu modele göre, işletmeler iflastan bir yıl öncesi için %95, iki yıl öncesi için %72 oranında doğru sınıflama yapılmıştır.
Beaver (1966)	Tekli istatistiksel model (tek değişkenli)	Çalışma sonucunda, başarısız işletmeleri başarısız olmayan işletmelerden ayırmada 5 oranın önemli olduğunu bulmuştur. Bu oranlardan, Nakit Akışı/Toplam Borç oranı, finansal başarısızlığı bir yıl önceden %87, iki yıl önceden %79, üç yıl önceden %77, dört yıl önceden %76 ve beş yıl önceden %78 doğrulukla tahmin etmiştir.
Meyer ve Fiber (1970)	Regresyon analizi	Çalışma sonucunda oluşturulan modelin iflas tarihinden 1 ve 2 yıl öncesi için doğru sınıflandırma başarısı %80 olarak hesaplanmıştır
Deakin (1972)	Diskriminant analizi	Beaver ve Altman tarafından oluşturulan modelleri karşılaştırılmış olup, Beaver'in uyguladığı yöntemin tahmin gücünün Altman'dan daha yüksek olduğunu belirtmiştir
Moyer (1977)	Diskriminant analizi	Çalışmada Altman tarafından geliştirilen modelin tahmin gücünün zayıf olduğunu ifade etmiş ve oluşturulan modelin doğru sınıflandırma başarısı ilk iki yıl için %85, %83 olarak hesaplanırken, üç yıl öncesi için %64 olarak hesaplanmıştır.
Casey ve Bartczak (1985)	Lojistik regresyon analizi ve diskriminant analizi	Yapılan çalışma sonucunda nakit akışları ile ilgili değişkenlerin diğer değişkenlere göre açıklayıcı özelliklerinin daha yüksek olduğu belirlenmiştir
Shin ve Lee (2002)	Genetik algoritma	Yapılan araştırmada genetik algoritma ile en iyi 5 kural tespit edilmiştir. Oluşturulan kuralların ortalama başarı oranı %80,8 olarak hesaplanmıştır.
Atiya (2001)	Yapay sinir ağları	Modelin üç yıllık tahmin döneminde her bir dönem için doğru sınıflandırma oranı %81 ile %85 arasında bulunmuştur
Xi vd. (2004)	Karınca kümeleme sistemi (ant clustering system)	Yapılan çalışma sonucunda şirketlerin mali yeterliliklerinin belirlenmesinde karınca kümeleme sisteminin kullanışlı olduğu ifade edilmiştir
Yim ve Mitchell (2005)	Geleneksel istatistiksel yöntemler ile yapay sinir ağları	Yapılan çalışmanın sonucunda FBT için en yüksek başarıma oranına hibrid yapay sinir ağlarının sahip olduğu tespit edilmiştir. Modelin finansal açıdan başarılı şirketleri doğru sınıflandırma oranı %93.0, finansal açıdan başarısız şirketleri sınıflandırma başarısı %100 olarak tespit edilmiştir
Altaş ve Giray (2005)	Faktör analizi ve lojistik regresyon analizi	Araştırmacıların geliştirdiği modelin doğru sınıflandırma başarısı %74 olarak hesaplanmıştır.
Chung vd. (2008)	Diskriminat analizi ve yapay sinir ağları	Yapılan çalışma sonucunda seçilen finansal değişkenlerin finansal başarısızlık riskini belirlemede önemli rol oynadığı belirlenmiştir. Oluşturulan modelin doğru sınıflandırma oranı %62 olarak hesaplanmıştır
Gepp ve Kumar (2008)	Cox's PH modeli, diskriminant analizi ve lojistik regresyon analizi	Uygulanan üç yöntemin ilk yıl için doğru sınıflandırma oranı %96 olarak hesaplanmıştır
Liou (2008)	Lojistik regresyon, karar ağacı ve yapay sinir ağları	Lojistik regresyon yönteminin %99, yapay sinir ağının %91, karar ağacı yönteminin %95 doğru sınıflandırma oranlarında sahip olduğu hesaplanmıştır. Lojistik regresyon ve karar

		ağacının başarısızlık tahmininde en etkili yöntemler olarak ifade edilmiştir.
Etemadi vd. (2009)	Genetik programlama ve diskriminant analiz	Yapılan çalışma sonucunda genetik modelin başarı oranı %94 olarak hesaplanmıştır. Genetik modelin başarı oranı, diskriminant analizine göre daha yüksek başarı göstermiştir.
Chen ve Du (2009)	Yapay sinir ağları ve veri madenciliği kümele analizi	Yapılan çalışma sonucunda yapay sinir ağlarının diğer yöntemlere göre daha yüksek başarı oranına sahip olduğu tespit edilmiştir. Yapay sinir ağının doğru sınıflandırma başarısı %82 olarak hesaplanmıştır
Salehi ve Abedini (2009)	Regresyon analizi	Yapılan çalışma sonucunda oluşturulan modelin doğru sınıflandırma başarısı %77 olarak hesaplanmıştır
Sori ve Jalil (2009)	Diskriminant analizi	Çalışmanın sonucunda iki değişkenin finansal başarısızlık riskini belirlemede önemli olduğu tespit edilmiştir. Oluşturulan modelin doğru sınıflandırma oranı ise %80 olarak hesaplanmıştır.
Wang vd. (2009)	Karınca koloni algoritması	Yapılan çalışma sonucunda öğrenme setinin doğruluk yüzdesi %79,1, geçerlilik setinin ise %76,3 olarak belirlenmiştir. Çalışmanın neticesinde ise karınca kolonisi algoritması ile üretilen kuralların yeterli ve kabul edilebilir olduğu ifade edilmiştir.
Çelik (2010)	Diskriminant analizi ve yapay sinir ağları	Bir ve iki yıl önceleri için oluşturulan diskriminant modelinin doğru sınıflandırma başarısı %91'dir. Yapay sinir ağı modelinin sınıflandırma başarısı, bir yıl öncesi için %100, ikinci yıl öncesi için %88 olarak hesaplanmıştır
Yap vd. (2010)	Diskriminant analizi	Diskriminant fonksiyonu için yedi değişken seçilmiş olup, oluşturulan modelin beş yıllık her bir dönem için doğru sınıflandırma başarısı %88 ile %94 arasında hesaplanmıştır.
Khodadadi vd. (2010)	Karınca koloni algoritması	Yapılan çalışmada tasfiye riskini belirlemek için oluşturulan algoritmanın başarı oranı büyük ölçekli şirketlerde %93, orta ve küçük ölçekli şirketlerde %90 olarak belirlenmiştir.
Halim vd. (2011)	Tekli istatistiksel model	Yapılan analiz sonucunda finansal değişkenlerin şirketlerin başarısızlık riskini belirlemede güçlü birer etken oldukları belirlenmiştir
Ekşi (2011)	Veri madenciliği, regresyon ağaçları (CART) ve sınıflandırma modelleri	Yapılan çalışmada, seçilen şirketlerin finansal tablolarından 15 tane finansal rasyo belirlenmiştir. Oluşturulan CART modelinin doğru sınıflandırma oranı %88 olarak hesaplanmıştır.
Yüzbaşıoğlu (2011)	vd. Faktör analizi ve lojistik regresyon analizi	Araştırma yapılan ilk yılında modelin sonucunda 8 faktörün, ikinci döneminde de 7 faktörün %85'lik oranda açıklama gücü olduğu belirlenmiştir.
Terzi (2011)	Diskriminant analizi	Geliştirilen modelin %90,9 doğruluk oranına sahip olduğu saptanmıştır.
Zhang ve Wu (2011)	Genetik karınca koloni algoritması	Yapılan çalışma sonucunda genetik karınca kolonisi algoritmasının başarı yüzdesinin %84,3, genetik algoritmasının başarı yüzdesinin %48,8 ve karınca kolonisi algoritmasının başarı yüzdesinin %22,1 olduğu tespit edilmiştir
Rezaei ve Toolami (2012)	Lojistik regresyon, diskriminant analizi ve karınca koloni algoritması	Yapılan çalışma sonucunda finansal başarısızlık tahmininde karınca kolonisi algoritmasının başarı oranının %96,94, lojistik regresyon modelinin başarı oranının %97,08 ve çoklu diskriminant modelinin başarı oranının %95,82 olduğu tespit edilmiştir. Bu oranlar doğrultusundan karınca kolonisi algoritmasının diğer yöntemlere göre finansal başarısızlık tahmininde daha etkin olduğu ortaya konmuştur

Martin vd. (2012)	Karınca kolonisi algoritması	Yapılan çalışmada Partial Swarm Optimization (PSO)'nun kural üretiminde daha başarılı olduğu belirlenmiştir
Terzi vd. (2012)	Lojistik regresyon, yapay sinir ağları ve karar ağacı	Yapılan çalışma sonucunda lojistik regresyonun başarısı %94, yapay sinir ağlarının başarısı %94 ve karar ağacının başarısı %86 belirlenmiştir.

YÖNTEM

Sınıflandırma, karar destek sistemlerinde günümüzde sıklıkla kullanılmaktadır. Sınıflandırma algoritmaları mühendislik, medikal ve finansal alanlarda uygulanmakta olup, birçok sınıflandırma teknikleri mevcuttur. Literatürde doğrusal, lojistik regresyon, karar ağaçları, k-en yakın komşu, yapay sinir ağları ve destek vektör makineleri bu teknikler arasında yer almaktadır (Martens vd., 2007).

Son yıllarda yapılan çalışmalarda finansal başarısızlık tespitine yönelik güvenilir model oluşturmak amacıyla karınca kolonisi algoritması da kullanılmaktadır (Xi vd., 2004; Wang vd., 2009; Khodadadi vd., 2010; Zhang ve Wu, 2011; Rezaei ve Toolami, 2012; Martin vd., 2012; Arora ve Ravi, 2013).

Karınca kolonisi algoritması bir optimizasyon yöntemi olup, değişkenlerin sınıflandırılması için de kullanılabilir. Karınca kolonisi algoritması, sürü zekası doğada var olan böcek ve diğer sosyal davranışlara sahip hayvanlardan esinlenilerek geliştirilen bir problem çözme yaklaşımıdır. Üzerinde en fazla çalışılan ve en başarılı optimizasyon tekniklerinden biri olan karınca kolonisi optimizasyonu, karıncalardan esinlenerek geliştirilmiştir. Karınca kolonisi optimizasyonu bazı karınca türlerinin yiyecek kaynağı arama davranışlarından esinlenmiştir. Bu karıncalar diğer karıncaların takip edebileceği olası yerleri işaretlemek için yere feromon maddesi bırakmaktadır. Karınca kolonisi optimizasyonu ise benzer bir yöntemle optimizasyon problemlerini çözmeye çalışmaktadır (Dorigo vd., 2006). Literatürde sınıflandırma için kullanılan birçok veri madenciliği tekniği bulunmaktadır. Bunlardan farklı olarak kural çıkarımı için karınca kolonisi sistemleri (Ant-Miner) geliştirilmiştir (Parpinelli vd., 2001).

Karıncalar parametreler arasında gezmek ve gezerken parametreler arası geçiş kurallarına göre parametreler arasında feromon (iz) bırakacaktır. Bu iz miktarı, iyi modeli oluşturacak kural listesini belirleyecektir. Böylece iyi başarımlı oranına sahip model bulunacaktır.

Veri Seti Seçimi ve Değişkenlerin Sınıflandırılması

Bu çalışmada kullanılan veriler, Refinitiv Eikon veri tabanı kullanılarak 2005-2019 yıllarında BIST'te faaliyet gösteren şirketlerin finansal tablo verilerinden elde edilmiştir. Analize dahil edilen şirketler, 2005-2019 yılları arasında borsada işlem görmüştür. Finansal başarı açısından analiz edilmesi için şirketler iki grupta toplanmıştır (finansal başarılı ve finansal başarısız). Şirketlerin hangi grupta sınıflandırılacağı ise 5 kritere göre (Z score, negatif çalışma sermayesi, negatif nakit akışı, negatif özkaynak, dönem zararı) belirlenmiştir. Bazı gözlemler, bu dört şartı da sağlarken, bazıları sadece ikisini karşılamaktadır.

a) Altman Z Score kriteri (Atiya, 2001; Yüzbaşıoğlu vd., 2011; Terzi, 2011). Finansal başarısızlık riskinin belirlenmesinde kullanılan Altman modelinden elde edilen değere göre (Z) aşağıdaki gibi yorumlanmaktadır (Yüzbaşıoğlu vd., 2011; Terzi, 2011; Terzi vd., 2012):

- $Z < 1.81$ ise; şirket ciddi boyutta finansal başarısızlık riski taşımaktadır,
- $Z > 3$ ise; şirketin herhangi bir finansal sıkıntısı bulunmamakta ve finansal başarısızlık riski yoktur.

Buna göre analizde şirketlerin ayrımında, Z değeri 1.81'in altında olan şirketlerin ciddi boyutta finansal başarısızlık riski taşımalarından dolayı ($Z < 1.81$) ölçütü esas alınmıştır. Böylece Z değeri 1,81'in altında olan gözlemler finansal açıdan başarısız olarak sınıflandırılmıştır.

b) Likidite sıkıntısı. Şirketin yükümlülüklerinin varlıklarını aşması durumu (Deakin, 1972; Chung vd., 2008; Gepp ve Kumar, 2008; Sori ve Jalil, 2009; Terzi vd., 2012). Analize dahil edilen şirketlerin likidite sorunlarının tespitinde negatif çalışma sermayesi, negatif nakit akışı ve dönem zararı dikkate alınmıştır.

c) İflas ile ilgili ulusal yasal düzenlemeler (Altman, 1968; 1998; Salehi ve Abedini, 2009; Sori ve Jalil, 2009; Terzi vd., 2012). Türk Ticaret Kanunu'nun 376. maddesi gereğince özkaynağı negatif olan şirketler borca batık kabul edilmekte olup, finansal açıdan başarısız kabul edilmektedir. Bu nedenle bu gözlemler, finansal başarısız olarak sınıflandırılmıştır.

Yukarıdaki kriterler esas alınarak, analize dahil edilen 100 şirketle ilgili toplam 1.500 gözlem yapılmıştır. Bu gözlemlerden 883 gözlem finansal açıdan başarısız öngörülmemiş (1 ile temsil edilmekte), 617 gözlem ise finansal açıdan başarısız öngörülmüş (0 ile temsil edilmekte) olarak sınıflandırılmıştır. Algoritmalarla yapılan sınıflandırma çalışmalarında veri setinin mümkün olduğunca iki eşit veya yakın gruplara ayrıştırılması, sonuçların anlamlılığı açısından önem arz etmektedir (Terzi vd. 2016). Bu çalışmada da bu durum dikkate alınarak mümkün olan en yakın sınıflandırma yapılmıştır.

Değişkenlerin Seçilmesi

Bu çalışmada kullanılan değişkenler, seçilen şirketlerin finansal tablolarından elde edilmiştir. Çalışmada kullanılan değişkenler, önceki çalışmalardan yararlanılarak belirlenmiştir. Seçilen finansal değişkenler Tablo 2'de sunulmuştur:

Tablo 2: Seçilen Finansal Değişkenler ve Açıklamaları

Kısaltmalar	Açıklama
AKDH	Aktif devir hızı
AKKO	Aktif karlılık oranı
ALTA	Alacaklar/toplam aktif
ALDH	Alacakların devir hızı oranı
BRKO	Brüt kar oranı
CSOZ	Çalışma sermayesi/öz sermaye

CSTA	Çalışma sermayesi/toplam aktif
DOTA	Dönen varlıklar/toplam aktif
MDTA	Maddi duran varlıklar/toplam aktif
FAKO	Faaliyet karı oranı
FIKO	Finansal kaldıraç oranı
FKTA	FVÖK/toplam aktif
NAKO	Nakit oranı
NTKO	Net kar oranı
OZTA	Öz sermaye/toplam aktif
STTA	Stoklar/toplam aktif
TBOZ	Toplam borçlar/öz sermaye
LNTA	Toplam aktif'in doğal logaritması

Verilerin Analizi

Literatürde karınca kolonisi algoritması içerisinde çok sayıda sınıflandırma yöntemi (AntMiner, AntMiner2, AntMiner3, AntMiner+) bulunmaktadır. Bu çalışmada Ant Miner+ sınıflandırma algoritması kullanılmıştır.

AntMiner+, benzer algoritmalara (AntMiner, AntMiner2, AntMiner3) göre daha verimli bir şekilde sınıflandırma yapmaktadır. Ayrıca AntMiner+ kural üretiminde aralık değerlerini ve sürekli değişkenleri desteklemektedir (Martens vd., 2007). Bu durum finansal başarısızlık veya tasfiye riskinin belirlenmesinde anlaşılır modeller üretilmesine imkân sağlayacaktır. Örnek bir kural listesi aşağıdaki gibidir:

Eğer değişken1 <değer1 ve değişken2 >değer2 ise Başarısız

Değilse Eğer değişken3 < değer3 ... ise Başarısız

Değilse Eğer ise Başarısız

Değilse Başarılı.

Bu kural listesinden görüldüğü üzere birçok kural “eğer”, “değilse eğer” ve “değilse” şartları ile birbirlerine bağlanmaktadır. Böylece modeli oluştururken sadece tek kural üretmek yerine kurallardan oluşan bir karar listesi üretilmektedir.

AntMiner+, ilk önce karıncaların dolaşabilmesi için çevrimsiz bir graf oluşturur. Bu graf karınca çevresi olarak düşünülebilir. Bütün karıncalara başlangıç köşesinden başlar ve kendileri için oluşturulan çevreyi dolanarak sonuç köşesine kadar hareket ederler. Bu esnada kademeli olarak kuralları oluştururlar. Sadece en iyi kuralı bulan karınca kendi yolundaki feromon miktarını değiştirebilir. Algoritmanın en iyi sonuçta takılmamasını engellemek amacıyla her bir köşede feromon miktarı için buharlaştırma gerçekleştirilir.

Karıncaların bir köşeyi seçme olasılığı ise önerilen algoritmaya göre aşağıdaki gibidir (Martens vd., 2007):

$$P_{ij}(t) = \frac{[T_{(Vi-1,k,Vi,j)}(t)]^\alpha \cdot [n_{(Vi,j)}(t)]^\beta}{\sum_{t=1}^{P_i} [T_{(Vi-1,k,Vi,j)}(t)]^\alpha \cdot [n_{(Vi,j)}(t)]^\beta} \quad (2)$$

Bu denkleme göre i köşesindeki bir karıncanın j köşesini seçme olasılığı köşenin feromon miktarı ve sezgisel bilgisi ($n_{(Vi,j)}(t)$) ile tanımlanır. α ve β parametreleri ise feromon ile sezgisel bilginin önemliliklerini belirleyen ağırlık parametreleridir (Martens vd., 2007).

Sezgisel bilgi, oluşturulan graf üzerinde problem için her bir köşenin kalitesini ve önemini belirleyen değeri bulur. Sınıflandırma için Vi, j köşesinin önemi karınca tarafından seçilen sınıfın eğitim setini ne kadar doğru olarak modellediği ile ölçülür (Martens vd., 2007).

$$n_{ij}(t) = \frac{T_{ij \& CLASS=class_{ant}}}{|T_{ij}|} \quad (3)$$

Sezgisel bilgi karınca tarafından seçilen sınıfa bağlıdır. Her bir köşe, sınıf sayısı kadar sezgisel bilgiye sahiptir. Bu sezgisel bilgi, diğer AntMiner algoritmalarına göre daha doğru sonuçlar verebilmektedir (Martens vd., 2007).

Feromon miktarının değiştirilmesi ise en iyi kurala göre yapılmaktadır. Yol üzerindeki feromon miktarları algoritmanın lokal en iyiye takılmaması için değiştirilir. En iyi karınca yolu için feromon değişimi aşağıdaki denklemde gösterilmiştir (Martens vd., 2007).

$$T_{(Vi,j,Vi+1,k)}(t+1) = p \cdot T_{(Vi,j,Vi+1,k)}(t) + \frac{Q_{best}^+}{10} \quad (4)$$

p değeri buharlaştırma katsayısı olup tipik olarak $[0.8, 0.99]$ arasında bir değer alır. Q_{best}^+ değeri ise kuralın güvenilirlik ve yakınsamasının toplamı olarak ifade edilir. Güvenilirlik karınca tarafından çıkarılan kuralın henüz modelleyemediği veri sayısının, modelleyebildiği veri sayısına bölünmesiyle bulunur. Yakınsama ise kuralın önemini belirtir (Martens vd., 2007).

$$Q^+ = \frac{rule_{ant}^c}{rule_{ant}} + \frac{rule_{ant}^c}{|Cov=0|} \quad (5)$$

Cov ikili bir değişkendir. Eğer veri noktası herhangi bir kural tarafından modellenmiş ise $Cov=1$ değil ise $Cov=0$ değerini alır. $|Cov=0|$ değeri ise sınıflandırılmadan kalan veri noktası sayısıdır (Martens vd., 2007).

Martens vd. (2007) geliştirmiş ve yayımlamış olduğu AntMiner+ algoritması kullanılarak optimal problem çözümü için denemeler yapılmış ve en iyi modeller belirlenmiştir.

Kullanılan veri setinin yaklaşık %59'u finansal açıdan başarılı, %41'i ise finansal açıdan başarısız olarak etiketlenmiştir. Çalışmada 10 kat çapraz doğrulama yöntemi kullanılmıştır. Bu yöntemle göre şirketlere ait gözlem verileri 10 eşit parçaya bölünmüştür. 9 parça eğitim seti, 1 parça ise test seti olarak kullanılmış ve bu işlem toplamda 10 kez gerçekleştirilmiştir. Her seferde seçilen 9 parça eğitim seti ile 1 parça test

seti birbirleri ile aynı olmayacak şekilde (benzersiz) seçilmiştir. Böylece bu çalışmada önerilen makine öğrenmesi tabanlı algoritmanın, kullanılan veri setini üzerindeki genelleştirme performansı daha doğru bir şekilde ortaya konmaya çalışılmıştır.

Yapılan çalışmanın amacı AntMiner+ algoritmasının kullanılabilirliğini ölçmektir. Dolayısıyla deneylerde algoritmanın parametreleri varsayılan değerler olarak atanmıştır.

Yukarıdaki varsayım ve veriler esas alınarak yapılan denemeler sonucunda her kat (fold) için başarı oranları aşağıdaki gibi tespit edilmiştir (bkz. Tablo 3).

Tablo 3: AntMiner+ Algoritması ile Başarı Oranları

Kat (Fold)	Başarı Oranı	Kat (Fold)	Başarı Oranı
Fold 1	%93	Fold 6	%82
Fold 2	%89	Fold 7	%84
Fold 3	%88	Fold 8	%87
Fold 4	%87	Fold 9	%92
Fold 5	%88	Fold 10	%89

Yapılan çalışma neticesinde ortalama başarı oranı %88 olarak tespit edilmiştir. AntMiner+ algoritması kullanılarak oluşturulan kurallar içinde en yüksek başarı oranlarına Fold 1 ve Fold 9 ulaşmış olup, aşağıda kurallar sunulmuştur:

Fold 1:

Eğer CSTA $\leq (-\text{inf}--0.005]$ **ise** Başarısız

Değilse Eğer FKTA $\leq (0.015-0.055]$ ve NTKO $\leq (-\text{inf}--0.005]$ **ise** Başarısız

Değilse Eğer BRKO $\geq (0.085-\text{inf})$ ve CSOZ $\leq (-\text{inf}--0.005]$ ve FAKO $\leq (-0.025-0.065]$ **ise** Başarısız

Değilse Eğer BRKO $\leq (-\text{inf}-0.085]$ ve FIKO $\geq (0.765-\text{inf})$ ve FKTA $\geq (0.055-\text{inf})$ **ise** Başarısız

Değilse Eğer AKKO $\geq (-0.005-\text{inf})$ ve FAKO $\leq (-\text{inf}--0.025]$ ve FIKO $\geq (0.355-0.765]$ ve NAKO $\leq (0.565-1.745]$ **ise** Başarısız

Değilse Eğer BRKO $\geq (0.085-\text{inf})$ ve MDTA $\geq (0.565-\text{inf})$ ve FIKO $\geq (0.355-0.765]$ ve FKTA $\leq (0.015-0.055]$ ve NAKO $\leq (-\text{inf}-0.565]$ **ise** Başarısız

Değilse Eğer AKKO $\leq (-\text{inf}--0.005]$ ve CSOZ $\leq (-0.005-4.15]$ ve FAKO $\geq (0.065-\text{inf})$ ve NAKO $\leq (0.565-1.745]$ **ise** Başarısız

Fold 9:

Eğer CSTA $\leq (-\text{inf}--0.005]$ **ise** Başarısız

Değilse Eğer FKTA $\leq (0.015-0.055]$ ve NTKO $\leq (-\text{inf}--0.005]$ **ise** Başarısız

Değilse Eğer CSOZ $\leq (-\text{inf}--0.005]$ ve TBOZ $\leq (-0.555-2.865]$ **ise** Başarısız

Değilse Eğer AKKO $\leq (-\text{inf}--0.005]$ ve CSOZ $\leq (-0.005-14.29]$ ve MDTA $\leq (-\text{inf}-0.575]$ ve FAKO $\geq (0.055-\text{inf})$ **ise** Başarısız

Değilse Eğer BRKO $\leq (-\text{inf}-0.125]$ ve FKTA $\geq (0.015-0.055]$ ve NAKO $\leq (-\text{inf}-0.565]$ **ise** Başarısız

Değilse Eğer BRKO $\leq (-\text{inf}-0.125]$ ve MDTA $\leq (-\text{inf}-0.575]$ ve FKTA $\leq (-0.025-0.015]$ ve TBOZ $\geq (2.865-\text{inf})$ **ise** Başarısız

Değilse Eğer CSOZ $\geq (14.29-\text{inf})$ ve CSTA $\leq (-0.005-7.19]$ ve NAKO $\leq (-\text{inf}-0.565]$ ve LNTA $\geq (17.695-\text{inf})$ **ise** Başarısız

BULGULAR

Oluşturulan kuralların başarı oranları ortalama başarı oranı incelendiğinde ise literatüre göre AntMiner+ ile oluşturulan modellerin başarılı oldukları ve bundan dolayı finansal başarısızlık riskinin belirlenmesinde yararlı olacağı söylenebilir. Diğer yöntemlere göre, özellikle lojistik regresyon, diskriminant analizi, yapay sinir ağları gibi açıklayıcılığı yüksektir. Literatürde yapılan çoğu çalışmada oluşturulan kuralın sadece başarı oranı ifade edilmekte, ancak hangi kuralların bu başarı oranını sağladığı belirtilmemektedir. Bu durum ise, bazı yöntemlerin kara kutu mantığıyla çalışmasından kaynaklanmaktadır. Bu açıdan AntMiner+ algoritması uygulamacılar için de yararlı kurallar silsilesi sunmaktadır.

SONUÇ, TARTIŞMA VE ÖNERİLER

Bu çalışmanın amacı karınca kolonisi algoritması kullanılarak finansal başarısızlık tahmininde güvenilir model oluşturmaktadır. Bunun için Borsa İstanbul'da kayıtlı imalat sanayi şirketleri analize dahil edilmiştir.

Örneklem olarak seçilen şirketlerin ayrımında Z Score, negatif özkaynak değeri, negatif çalışma sermayesi, negatif nakit akışı, dönem zararı ve negatif özkaynak esas alınmıştır. Şirketlerin finansal başarısının incelenmesi amacıyla 18 tane finansal değişken belirlenmiştir. Seçilen değişkenler karınca koloni algoritması içinde yer alan AntMiner+ algoritması ile analiz edilmiştir.

Bulgular, seçilen finansal değişkenler ile finansal başarısızlık arasında çok sıkı bir ilişki olduğunu göstermektedir. Yapılan çalışmada elde edilen bulguların önceki çalışmalarla da uyumlu olduğu görülmüştür. Literatürde Wang vd. (2009) tarafından çalışma sonucunda öğrenme setinin doğruluk yüzdesi %79,1, geçerlilik setinin %76,3 olarak belirlenmiş, Khodadadi vd. (2010) tarafından yapılan çalışmada oluşturulan algoritmanda başarı oranı büyük ölçekli şirketlerde %93, orta ve küçük ölçekli şirketlerde %90 olarak belirlenmiş, Zhang ve Wu (2011) tarafından yapılan çalışmada ise genetik karınca kolonisi algoritmasının başarı yüzdesinin %84,3 ve karınca kolonisi algoritmasının başarı yüzdesinin %22,1 olduğu belirlenmiştir. Çalışmamızda AntMiner+ ile üretilen kuralların başarı

oranlarının %82-%93 arasında olması, oluşturulan kuralların literatüre göre etkin ve geçerli olduğunu göstermektedir.

Bu çalışma, finansal başarısızlığın belirlenmesi ile ilgili gelecekteki çalışmalar için ılık tutar nitelik taşımaktadır. Gelecekteki çalışmalarda;

- Şirketlerin yıllık finansal verilerinin yanında ara dönemlere ilişkin verilerin de analize katılması,
- Daha uzun dönemlere ilişkin verilerin kullanılması (örneğin 15 veya 20 yıllık),
- Finansal (nicel) verilerle birlikte modele nitel faktörlerin de dahil edilmesi,

finansal başarısızlık riskinin belirlenmesindeki doğruluk oranını arttıracaktır.

KAYNAKÇA

- Altaş, D. ve Giray, S. (2005). Mali başarısızlığın çok değişkenli istatistiksel yöntemlerle belirlenmesi: tekstil sektörü örneği. *Anadolu Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, 5 (2), 13-28.
- Altman, E.I. (1968). Financial ratios, discriminant analysis and prediction of corporate bankruptcy. *The Journal of Finance*, 23 (4), 589-609.
<https://doi.org/10.2307/2978933>
- Arora, V. ve Ravi, V. (2013). Data mining using advanced ant colony optimization algorithm and application to bankruptcy prediction. *International Journal of Information Systems and Social Change*, 4 (3), 33-56.
<https://doi.org/10.4018/jissc.2013070103>
- Atiya, A.F. (2001). Bankruptcy prediction for credit risk using neural networks: a survey and new results. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 12 (4), 929-935.
<https://doi.org/10.1109/72.935101>
- Beaver, W.H. (1966). Financial ratios as predictors of failure. *Journal of Accounting Research*, (4), 71-102.
<https://doi.org/10.2307/2490171>
- Casey, C. ve Bartczak, N. (1985). Using operating cash flow data to predict financial distress: some extensions. *Journal of Accounting Research*, 23 (1), 384-401.
<https://doi.org/10.2307/2490926>
- Chen, W.S. ve Du, Y.K. (2009). Using neural networks and data mining techniques for the financial distress prediction model. *Expert Systems with Applications*, (36), 4075-4086.
<https://doi.org/10.1016/j.eswa.2008.03.020>
- Chung, K.C., Tan, S.S. ve Holdsworth, D.K. (2008). Insolvency prediction model using multivariate discriminant analysis and artificial neural network for the finance industry in New Zealand. *International Journal of Business and Management*, 3 (1), 19-29.
- Çelik, M.K. (2010). Bankaların finansal başarısızlıklarının geleneksel ve yeni yöntemlerle öngörüsü. *Celal Bayar Üniversitesi Yönetim ve Ekonomi Dergisi*, 17(2), 129-143.
- Deakin, E.B. (1972). A discriminant analysis of predictors of business failure. *Journal of Accounting Research*, 10(1), 167-179.
<https://doi.org/10.2307/2490225>
- Dorigo, M., Birattari, M. ve Stutzle, T. (2006). Ant colony optimization. *Computational Intelligence Magazine*, IEEE, 1 (4), 28-39.
<https://doi.org/10.1109/MCI.2006.329691>
- Ekşi, İ.H. (2011). Classification of firm failure with classification and regression trees. *International Research Journal of Finance and Economics*, (76), 113-120.
- Etemadi, H., Rostamy, A.A.A. ve Dehkordi, H.F. (2009). A genetic programming model for bankruptcy prediction: empirical evidence from Iran. *Expert Systems with Applications*, (36), 3199-3207.
<https://doi.org/10.1016/j.eswa.2008.01.012>
- Gepp, A. ve Kumar, K. (2008). The role of survival analysis in financial distress prediction. *International Research Journal of Finance and Economics*, (16), 13-34.
- Halim, M.S.A., Jaafar, M., Osman, O. ve Akbar, S. (2010). The contracting firm's failure and financial related factors: a case study of Malaysian contracting firms. *International Research Journal of Finance and Economics*, (52), 28-39.
- Khodadadi, V., Zandinia, A. ve Nouri, M. (2010). Application of ant colony system for bankruptcy prediction of companies listed in Tehran Stock Exchange. *Business Intelligence Journal*, 3 (2), 89-100.

- Lee, M.C. (2014). Business bankruptcy prediction based on survival analysis approach. *International Journal of Computer Science & Information Technology*, 6 (2), 103-119. <https://doi.org/10.5121/ijcsit.2014.6207>
- Lee, T.E. (2012). A new artificial bee colony based clustering method and its application to the business failure prediction. *The Computer, Consumer and Control (IS3C) Symposium*, Taichung, 72-75. <https://doi.org/10.1109/IS3C.2012.28>
- Liou, F.M. (2008). Fraudulent financial reporting detection and business failure prediction models: a comparison. *Managerial Auditing Journal*, 23 (7), 650-662. <https://doi.org/10.1177/0974686215574424>
- Martens, D., Backer, M.D., Haesen, R., Vanthienen, J., Snoeck, M. ve Baesens, B. (2007). Classification with ant colony optimization. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 11 (5), 651-665. <https://doi.org/10.1109/TEVC.2006.890229>
- Martin, A., Aswathy, V. ve Venkatesan, V.P. (2012). Framing qualitative bankruptcy prediction rules using ant colony algorithm. *International Journal of Computer Applications*, 41 (21), 27-31. <https://doi.org/10.5120/5827-8143>
- Meyer, P.A. ve Pifer, H.W. (1970). Prediction of bank failures. *The Journal of Finance*, 25 (4), 853-868. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1970.tb00558.x>
- Moyer, R.C. (1977). Forecasting financial failure: a re-examination. *Financial Management*, 6 (1), 11-17. <https://doi.org/10.2307/3665489>
- Parpinelli, R.S., Lopes, H.S. ve Freitas, A.A. (2001). An ant colony based system for data mining: applications to medical data. *Proc. 2001 Genetic and Evolutionary Computation Conference (GECCO-2001)*, USA, 791-797.
- Rezaei, F. ve Toolami, B.N. (2012). Comparison of ant colony algorithm with methods of multiple discriminant analysis and logit in financial distress prediction. *Journal of Basic and Applied Scientific Research*, 2 (9), 8924-8931.
- Salehi, M. ve Abedini, B. (2009). Financial distress prediction in emerging market: empirical evidences from Iran. *Business Intelligence Journal*, 2 (2), 398-409.
- Shin, K.S., ve Lee, Y.J. (2002). A genetic algorithm application in bankruptcy prediction modeling. *Expert Systems with Applications*, 23 (3), 321-328. [https://doi.org/10.1016/S0957-4174\(02\)00051-9](https://doi.org/10.1016/S0957-4174(02)00051-9)
- Sori, Z.M. ve Jalil, H.A. (2009). Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate distress. *Journal of Money, Investment and Banking*, (11), 5-15.
- Sun, J. ve Li, H. (2012). Financial distress prediction using support vector machines: ensemble vs. individual. *Journal Applied Soft Computing*, 12 (8), 2254-2265. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2012.03.028>
- Terzi, S. (2011). Finansal rasyolar yardımıyla finansal başarısızlık tahmini: gıda sektöründe ampirik bir araştırma. *Çukurova Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 15 (1), 1-18.
- Terzi, S., Kıymetli Şen, İ. ve Üçoğlu, D. (2012). Comparison of financial distress prediction models: evidence from Turkey. *European Journal of Social Sciences*, 32 (4), 607-618.
- Terzi, R., Atmaca, M. ve Terzi, S. (2016). Denetim açısından işletmenin sürekliliğinin değerlendirilmesinde genetik algoritmanın kullanımı: Borsa İstanbul sınaî endeksi örneği. *Uluslararası Yönetim İktisat ve İşletme Dergisi*, 12 (12), 685-693.

- Wang, S., Wu, L., Zhang, Y. ve Zhou, Z. (2009). Ant colony algorithm used for bankruptcy prediction. *The Second International Symposium on Information Science and Engineering*, China, 137-139. <https://doi.org/10.1109/ISISE.2009.11>
- Xi, Y., Han, Q. ve Brabazon, A. (2004). An ant-clustering model for solvency prediction. *The International Conference on Artificial Intelligence*, IC-AI'04, USA, 687-690.
- Yap, B.C.F. ve Yong, D.G.F., Poon, W.C. (2010). How well do financial ratios and multiple discriminant analysis predict company failures in Malaysia. *International Research Journal of Finance and Economics*, (54), 166-175.
- Yap, B.C.F., Munaswamy, S. ve Mohamad, Z. (2012). Evaluating company failure in Malaysia using financial ratios and logistic regression. *Asian Journal of Finance & Accounting*, 4 (1), 330-344. <https://doi.org/10.5296/ajfa.v4i1.1752>
- Yim, J. ve Mitchell, H. (2005). A comparison of corporate distress prediction models in Brazil: hybrid neural networks, logit models and discriminant analysis. *Journal Nova Economia*, 15 (1), 73-93.
- Yüzbaşıoğlu, N., Yörük, N., Demir, M.Ö., Bezirci, M. ve Arslan, M. (2011). Comparison of financial failure estimation models for Turkey: an empirical study directed towards automotive and spare parts sector. *Middle Eastern Finance and Economics*, (11), 95-106.
- Zhang, Y.D. ve Wu, L. (2011). Bankruptcy prediction by genetic ant colony algorithm. *Advanced Materials Research*, (186), 459-463. <https://doi.org/10.4028/www.scientific.net/AMR.186.459>