

KULLANILACAK SOFTWARE: AVRA

a) Genel Açıklama

Uzmanların öznel değerlendirmeleri ve firmaların prestijleri temel olmakla beraber, derecelendirme çalışmalarımızda, ekonomi ve matematik bilimlerinin birlikte ürettiği teorilerden biri olan çok değişkenli istatistiksel analize programlanmış bilgisayar tabanlı karar destek sistemlerinden de yararlanılmaktadır. Dolayısıyla uzmanların subjektif değerlendirmeleri ve firma prestijleri hala temel olgudur. Zira ulaşılan bilimsel seviye bakımından finansal değerlendirmelerin, planlamaların, bütçelemelerin programlanamayan problemleri programlanabilenlerden hala çok daha fazladır. O açıdan, en azından bu gün için bilgisayar tabanlı analizlerle ulaşılan sonuçların sadece derecelendirme sistemlerinin kalitesini yükseltmeye “Destek” olacağı düşünülmeli ve esas olanın subjektivite olduğu bilinmelidir.

Belirsizliklerin tanımlanması “Olasılık Teorileri” ile, belirsizliklerin içerisinde karar verme ise “Fayda Teorileri” ile yapılarak derecelendirme sürecinde Matematik ve İktisat bilimleri buluşturulmuştur.

Veri ve sayısal ilişkileri işleyebilen ve bunlara bilgi-uzmanlık gibi muhakemeye dayalı faktörleri de entegre ederek fikirlere, yargılara, değerlendirmelere, inisiyatiflere ve tavsiyelere dönüştürebilen bilgisayar tabanlı programların gelişmesi paralelinde, derecelendirme işlemindeki subjektivitenin azalacağı ve sonunda tamamen objektif bir sürece dönüşeceği inancıya JCR EURASIA RATING tarafından hemen her gün bu alandaki literatür takip edilecek ve şu andaki Uzman-İstatistik karışımında yürütülen derecelendirme faaliyetlerinin, sadece istatistik bazlı hale getirileceği ideal noktaya kilitlenecektir. .

Kredi riski modelleri; Temerrüt Olasılığı, Temerrüt Halinde Kayıp Yüzdesi, Temerrüt Halindeki Risk Tutarı ve Vadeden oluşan dört ana girdi üzerine oturtulmakla beraber, JCR EURASIA RATING’in notasyonları, temerrüt olasılığı girdisinin bir başka anlatımı olan Finansal Başarı ya da Finansal başarısızlık olasılıklarının üzerine denk gelmektedir.

Analizlerde kullanılacak modellerin gerektirdiği varsayım farklılıkları nedeniyle her bir modelde oluşacak eksikliği, bir başka modelle ortadan kaldırmak amacıyla, sadece bir yönteme bağlı kalmadan, şirketimize özgü bir program vasıtasıyla, çoklu doğrusal regresyon analizi, çoklu eğrisel regresyon analizi, diskriminant analizi, lojistik regresyon (logit) analizi ve probit analizi gibi değişik yöntemler bir arada kullanılacaktır.

- Gelecek Nakit akım analizi,
- Risk analizi (Operasyonel ve finansal riskleri)
- Yönetimin gücü, kapasitesi ve değişimlere uyum yeteneği,
- Global etkiler, Ülke riski, Sektör Riski,

Gibi faktörlerin alt kümelerindeki kritik faktörler (mali ve operasyonel) dikkate alınarak her bir yöntem için ayrı ayrı olmak üzere ;

- 1- Her yönteme ait fonksiyon tanımına ve varsayımlarına yaklaşım şekli,
- 2- Analizde nitel (kantitatif) (Dummy Variables) değişkenlerin kullanım şekli,
- 3- Bağımsız değişkenlerin seçimi ve azaltılmasında uygulanacak yöntemler (Faktör Analizi) ve izahatı,
- 4- Her yönteme ait fonksiyonun (Denklemin) Matematiksel Gösterimi ve elde edilmiş sürecindeki adımları,
- 5- Her yönteme ait fonksiyonla yapılacak parametre tahmin ve uygulanacak politikalar hakkında bilgi,
- 6- Fonksiyonlarla yapılacak tahminlerin standart hataların elde edilmiş adımları,

- 7- Bağımsız değişkenlerin kendi aralarındaki ve bağımsız değişken ile bağımsız değişkenler arasındaki korelasyon katsayılarının elde edilme adımları,
- 8- Korelasyon katsayılarının (indeksin) testi için kullanılacak teknikler hakkında bilgi ve adımları,
- 9- Parametre katsayılarının testi için kullanılacak teknikler hakkında bilgi ve adımları,
- 10- Fonksiyonların geçerliliğinin ve hata terimi-beklenen değer- varyans yönünden fonksiyonlara özgü temel varsayımlarına uygunluğunun test edilmesi, varsayımlardan sapmaları belirleme yöntemleri ve çözüm yolları,
- 11- En iyi fonksiyonun elde edilmesi ya da açıklama gücü-güvenirlilik oranı en yüksek olan fonksiyonu için seçilen açıklayıcı değişkenlerin farklı kombinasyonlarının denenmesi,
- 12- Eğrisel fonksiyonların doğrusallaştırma adımları,
- 13- Denklemlerin dağılımına yönelik yayılma, çarpıklık ve basıklık analizlerinin grafik ve katsayılarla belirlenmesi ,
- 14- Kullanılan yöntemlerin ortak bir sonuca ulaştırılmasına yönelik adımlar,

Ve diğer hesaplamalar Bilgi-İşlem tabanlı AVRA isimli ve şirketimize özgü bir istatistik software programı vasıtasıyla yürütülecek ve gerekli hesaplamalardan sonra elde edilecek sonuçlar, rating komitesinin süzgecinden geçirilerek artı/eksi ilavelerle başarı olasılığı oranı nihai hale getirilecektir.

AVRA Software programının ana hatlarıyla işleyiş şekli aşağıda yer almaktadır. AVRA yazılım içeriğinde;

- Veri Giriş Ekranları
 - Bilanço Giriş Ekranları
 - Gelir Tablosu Giriş Ekranları
 - Nakit Akım Tabloları (Mevcut-Gelecek) Giriş Ekranları
 - Subjektif Veri Giriş Ekranları
- Toplu Veri Giriş Ekranları
 - Finansal Tablolar Aktarım Ekranı
 - Temerrüt Bilgisi Aktarım Ekranı
- Derecelendirme Sonuç Ekranı
- Derecelendirme Sistemi Geliştirme Modülleri
 - Rasyo Tanımlama
 - Logit
 - Probit
 - Discriminant
 - Regresyon
- Validasyon Ekranları
 - CAP (Cumulative Accuracy Profile)
 - Gini Katsayısı
 - Brier Score
 - ROC (Receiver Operating Characteristic)
 - İyi / Kötü Ayrımı ve Hata Payları
- Veri Analiz Ekranları
 - Rasyo İnceleme
 - Temerrüt/Sağlıklı Firma Bilgisi
 - Derece Yoğunlaşmaları
- Geçiş Matrisi Hesaplama (Transition Matrix)
- Derecelere ait Temerrüt İhtimallerin Hesaplanması

Gibi ekranlar bulunmaktadır. Bu ekranlar vasıtasıyla, Derecelendirme fonksiyonu oluşturulacaktır. Derecelendirme Fonksiyonunun oluşum aşamaları ise;

- Listelenen Değişkenlerin sisteme girişi
- Değişkenlerin tek tek Temerrüt İlişkilerinin incelenmesi,
- Veri Transformasyonlarının gerçekleştirilmesi,
- Korelasyon Katsayılarının hesaplanması,

Süreçlerini kapsayacaktır. Bu süreçleri takiben, değişkenlerin topluca temerrüt ilişkilerinin değerlendirilmesi için,

- Diskriminant analizi,
- Lineer Regresyon Analizi,
- Lojistik regresyon Analizi (Logit),
- Probit Analizi

Yapılarak, elde edilen derecelendirme fonksiyonlarının kapsayıcılığı alternatif yöntemlerle sınanıp ortak bir taban üzerinden çalışmalar sürdürülür. Bu aşamadan sonra, değişkenlerin kontrolü için

- Değişken katsayılarının işaretleri kontrol edilir,
- Açıklayıcılık Kontrol edilir,
- Açıklayıcılığın tutarlılığı kontrol edilir.

Yukarıda belirtilen adımlar hem nitel hem de nicel kriterler için uygulandıktan sonra kriterlerin birleşiminden firma derecesi elde edilir. Elde edilen bu derece temel alınmak kaydıyla, analist ve rating komitesinin öznel değerlendirmelerine göre artı/eksi mantığıyla nihai nota ulaşılır.

Derecelendirme Sisteminin oluşturulması için kullanılacak olan Veri Seti, Analiz verisi ve Doğrulama verisi olmak üzere ikiye ayrılır. Analiz verisi derecelendirme sisteminin oluşturulmasında, Doğrulama verisi ise oluşturulan derecelendirme sisteminin tutarlılığın ölçülmesinde ve örneklem dışı testlerde kullanılmaktadır. Ayırma işlemi rastsal olarak yapılmakta, bu sayede verinin taraflı ayrılması önlenmektedir.

b) Derecelendirme Fonksiyonun Oluşturulması

1. Değişkenlerin Tekil Olarak Analiz Edilmesi

1.1 Değişken Listesinin Oluşturulması

Öncelikli olarak temerrüde düşme durumunu açıklayabilecek tüm değişkenler listelenmelidir. Bu liste finansal verileri, mal varlığı, kredibilite, borç durumu, nakit akışı, müşteriler gibi her türlü veriyi içerir. Hem Nitel hem de Nicel değişkenler için bu işlem gerçekleştirilir. Aynı değişkenin temerrüdü daha iyi açıklayabilecek bir kaç değişik formu da listeye dahil edilmektedir. Sonradan değişkenler filtrelemeye tabi tutulacağından burada değişken sayısının artması önemli değildir. Değişkenler arasında yüksek korelasyon olması, birbirlerinin türevi olması gibi hususlara bu aşamada dikkat edilmez. En önemli kriter değişkenlerin her bir derecelendirmede hesaplanabilir olmasıdır.

1.2 Değişkenlerin Temerrüt İlişkisinin İncelenmesi

Bu aşamada değişkenler ön elemeye tabi tutulur. Mevcut değişkenlerin temerrüt ve sağlıklı firmalar arasında bir ilişki yakalanması beklenmektedir. İlişkiyi yakalama derecesi önemli olmayıp, önemli olan beklentiler çerçevesinde değişkenin değerinin temerrüt durumunda artması ya da azalmasıdır. Bu sayede oluşacak mantık hataları önlenmiş olacaktır.

Örneğin bir değişkenin değerinin temerrüt firmalarında yüksek olması bekleniyorsa örnekleme de bu ilişki çok kuvvetli olmasa bile gözlenebilmelidir. Özellikle Sermayenin Getirisi (Return on Equity)

gibi hem eksi hem artı değer olabilen rasyolara dikkat edilmelidir. Değişkenlerin temerrüt ile ilişkisi doğrusal olmayabileceğinden her bir değişkenin temerrüt ile ilişkisi de ayrı ayrı incelenmektedir.

1.3 Veri Transformasyonlarının Gerçekleştirilmesi

Değişkenlerin temerrüt ile ilişkileri incelendikten sonra bazı değişkenlerin lineer ilişkiye sahip olmadığı görülür. Derecelendirme Sisteminin oluşturulmasından önce bu rasyoların ilişkilerini daha açıklayıcı hale getirecek Veri Transformasyonları gerçekleştirilir. Örneğin değişken ile temerrüt ihtimalinin üssel olması durumunda değişkenin lognormal olarak transformasyonunu kullanmak daha iyi sonuç verecektir.

Her bir değişkenin ilişkisi incelenerek transformasyonuna gerek olup olmadığı değerlendirilir.

1.4 Korelasyonların Dikkate Alınması

Değişkenlerin her bir derecelendirmede elde edilip edilemeyeceği, açıklayıcılığı gibi kriterler ile bazıları elendikten sonra kalan değişkenlerin aralarındaki korelasyonlar incelenir. Korelasyonların fazla olması derecelendirme sisteminde tercih edilmemektedir. Aynı bilginin birkaç formda beraberce derecelendirme sistemine dahil edilmesi sonucunda bazı değişkenlerin temerrüt ile olan ilişkilerinin tersi durumlar ortaya çıkabilir. Rasyonun artması normalde temerrüt olasılığının artmasını ifade edecekken yüksek korelasyona sahip değişkenler kullanılması durumunda, korelasyonlu bir rasyonun bu etkiyi daha baskın olarak yakalaması sonucu, söz konusu rasyoda negatif etki gözlenebilir. Bu sebeple korelasyonun yüksek olduğu durumlarda en açıklayıcı değişkeni öncelikle kullanmak gerekir.

Korelasyonu yüksek olan değişkenler beraberce Faktör analizleri ile de derecelendirme sisteminde kullanılabilir. Faktör analizi, aynı yapıyı ölçen çok sayıda değişkenden az sayıda tanımlanabilir anlamlı değişkeni keşfetmeye yönelik çok değişkenli bir istatistiktir. Faktör analizi sonucunda yüksek korelasyona sahip değişkenler tek bir değişken haline dönüştürülür. Genelde bu tarz durumlarda en açıklayıcı değişken tek başına yeterli olmakla beraber, faktör analizi sonucu tek değişkene indirgenen yeni değişkende değerlendirilmektedir.

2 Değişkenlerin Beraberce Temerrüt ile İlişkilerinin Değerlendirilmesi

İlk kısımda değişken bazında açıklayıcılık incelenirken, bu kısımda değişkenlerin bütün olarak temerrüdü açıklayıcılıkları incelenmektedir. Bu noktada değişik yöntemlerle farklı derecelendirme sistemleri beraberce geliştirilmekte ve performans testleri sonucu en sağlıklı çalışan yöntem kullanılmaktadır. Derecelendirme sisteminin Nitel ve Nicel bileşenlerini farklı yöntemlerle geliştirerek sonrasında birleştirip Hybrid bir sistem geliştirmekte mümkündür.

Derecelendirme Sistemi geliştirilirken dikkate alınan temel kurallar şunlardır ;

- Ampirik kurallar sonucu belirlenen objektif değişkenleri kullanma
- Yüksek açıklayıcılık değerlerine ulaşma
- Mümkün olduğunca farklı kategorilerde değişken kullanma (Malvarlığı, finansal durum, gelir, tecrübe, ortaklık yapısı, müşteriler vb...)
- İlişkisi mantıksal olarak açıklanabilecek değişkenlerin kullanılması

Derecelendirme sistemi geliştirmek için kullanılan temel yöntemler şunlardır; Diskriminant Analizi, Regresyon Analizi, Lojistik Regresyon ve Probit'tir. Bu modeller hakkında teknik bilgi ve örnek uygulamalar aşağıdadır.

2.1 Diskriminant Analizi

Diskriminant analizi, örneklem setini iki yada daha fazla sınıfa ayırmak için kullanılan istatistiksel bir yöntemdir. Geçmiş 1930'lara dayanan yöntem, derecelendirme alanında Edward Altman tarafından geliştirilen model ile geniş bir kullanım alanı bulmuştur.

Diskriminant analizi, PCA analizine de benzer bir biçimde modeldeki tüm bağımsız değişkenlerden, bağımlı değişkendeki çeşitliliği en iyi biçimde yansıtabilen tek bir bağımsız değişken üretir. Lineer diskriminant fonksiyonu aşağıda sunulmuştur;

$$\delta_i = c + \omega_1 x_{1i} + \omega_2 x_{2i} + \dots + \omega_n x_{ni}$$

Burada δ_i i'inci örneğe ait diskriminant skoru, $\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_n$ diskriminant katsayıları ve $x_{1i}, x_{2i}, \dots, x_{ni}$ bağımsız değişkenleri ifade etmektedir.

Diskriminant fonksiyonunun tahmin yöntemini irdeleyebilmek için öncelikle bazı tanımlar ve varsayımlar yapmamız gerekmektedir. Öncelikle \mathcal{S} bağımsız değişkenlerin oluşturabileceği kombinasyonların oluşturduğu uzay iken, \mathcal{S}_0 temerrüde uğramamış kredilerin (buradan sonra iyi krediler olarak adlandırılacak) alt kümesini, \mathcal{S}_1 temerrüde uğramış kredilerin (buradan sonra kötü krediler olarak adlandırılacak) alt kümesini ifade etsin. π_0 ve π_1 sırasıyla iyi ve kötü kredilerin örneklemdeki oranını versin. Son olarak \mathbf{x} ise herhangi bir krediye ait bağımsız değişkenler olsun. Bu tanımlamalardan sonra, iyi bir kredinin \mathbf{x} değişken vektörüne sahip olma olasılığını yazalım. Bu olasılık bir koşullu olasılıktır ve aşağıdaki gibi yazılabilir;

$$p(\mathbf{x}|\mathcal{S}_0) = \frac{\Pr(\text{kredi iyi ve } \mathbf{x} \text{ bağımsız değişken vektörüne sahip})}{\Pr(\text{kredi iyi})}$$

Aynı şekilde $p(\mathbf{x}|\mathcal{S}_1)$ kötü bir kredinin \mathbf{x} değişken vektörüne sahip olma olasılığını ifade eder.

Eğer iyi bir kredinin \mathbf{x} değişken vektörüne sahip olma olasılığına $q(\mathcal{S}_0|\mathbf{x})$, bu olasılık da aşağıdaki gibi gösterilebilir;

$$q(\mathcal{S}_0|\mathbf{x}) = \frac{\Pr(\text{kredi iyi ve } \mathbf{x} \text{ bağımsız değişken vektörüne sahip})}{\Pr(\text{kredi } \mathbf{x} \text{ bağımsız değişken vektörüne sahip})}$$

Bu iki tanımı kullanarak;

$$\Pr(\text{kredi iyi ve } \mathbf{x} \text{ bağımsız değişken vektörüne sahip}) = q(\mathcal{S}_0|\mathbf{x})p(\mathbf{x}) = p(\mathbf{x}|\mathcal{S}_0)\pi_0$$

Bu eşitliği tekrar düzenlersek,

$$q(\mathcal{S}_0|\mathbf{x}) = \frac{p(\mathbf{x}|\mathcal{S}_0)\pi_0}{p(\mathbf{x})}$$

Ulaştığımız bu eşitliği kötü krediler için de aşağıdaki gibi yazmak mümkündür;

$$q(\mathcal{S}_1|\mathbf{x}) = \frac{p(\mathbf{x}|\mathcal{S}_1)\pi_1}{p(\mathbf{x})}$$

Genelleştirilmiş bir şekilde bu olasılıkları, şöyle ifade edebiliriz;

$$q(\mathcal{S}_k|\mathbf{x}) = \frac{p(\mathbf{x}|\mathcal{S}_k)\pi_k}{\sum_{l=0}^k p(\mathbf{x}|\mathcal{S}_l)\pi_l}$$

Diskriminant analizinde $p(\mathbf{x}|\mathcal{S}_k)$ ile gösterdiğimiz olasılık sınıf-koşullu dağılım olarak adlandırılır ve çok büyük önem arz eder. Sınıf-koşullu dağılım için yapılacak varsayım ve bu dağılımın tahmini diskriminant analizlerini birbirinden ayıran bir yol ayırımıdır. Burada genel kabul çok değişkenli normal dağılım varsayımı yapmaktır. Çok değişkenli normal dağılım fonksiyonunu aşağıdaki gibi gösterebiliriz;

$$p(\mathbf{x}|\mathcal{S}_k) = \frac{1}{(2\pi)^{n/2} |\Sigma_k|^{1/2}} e^{-\frac{1}{2}(\mathbf{x}-\boldsymbol{\mu}_k)' \Sigma_k^{-1} (\mathbf{x}-\boldsymbol{\mu}_k)}$$

Σ_k k sınıfının kovaryans matrisi, $\boldsymbol{\mu}_k$ k sınıfının ortalama vektörü iken.

Lineer diskriminant analizinde yapılan diğer bir önemli varsayım da sınıflar arasında kovaryans matrisinin sabit kaldığı varsayımdır. Bu varsayım sebebiyle sınıflar arasındaki dağılım farkı sadece normal dağılımın x ekseninde yatay kaymaları olarak gözlemlenir.

Normal dağılım varsayımı altında optimal tasnif;

$$\hat{q}(\mathbf{x}) = \arg \max_k p(\mathbf{x}|\mathcal{S}_k) \pi_k$$

$$\hat{q}(\mathbf{x}) = \arg \max_k \ln(p(\mathbf{x}|\mathcal{S}_k) \pi_k)$$

$$\hat{q}(\mathbf{x}) = \arg \max_k \left(-\ln \left((2\pi)^{n/2} |\Sigma_k|^{1/2} \right) - \frac{1}{2} (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}_k)' \Sigma_k^{-1} (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}_k) + \ln(\pi_k) \right)$$

$$\hat{q}(\mathbf{x}) = \arg \max_k \left(-\frac{1}{2} (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}_k)' \Sigma_k^{-1} (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}_k) + \ln(\pi_k) \right)$$

Logaritma operatörü içindeki ilk terim aşağıdaki gibi de yazılabilir;

$$-\frac{1}{2} (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}_k)' \Sigma_k^{-1} (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}_k) = \mathbf{x}' \Sigma_k^{-1} \boldsymbol{\mu}_k - \frac{1}{2} \boldsymbol{\mu}_k' \Sigma_k^{-1} \boldsymbol{\mu}_k - \frac{1}{2} \mathbf{x}' \Sigma_k^{-1} \mathbf{x}$$

Yukarıdaki eşitliği dikkate aldığımız zaman;

$$\hat{q}(\mathbf{x}) = \arg \max_k \left(\mathbf{x}' \Sigma_k^{-1} \boldsymbol{\mu}_k - \frac{1}{2} \boldsymbol{\mu}_k' \Sigma_k^{-1} \boldsymbol{\mu}_k + \ln(\pi_k) \right)$$

Buradan diskriminant fonksiyonu

$$\delta_k(\mathbf{x}) = \mathbf{x}' \Sigma_k^{-1} \boldsymbol{\mu}_k - \frac{1}{2} \boldsymbol{\mu}_k' \Sigma_k^{-1} \boldsymbol{\mu}_k + \ln(\pi_k)$$

Öyleyse iki sınıf arasındaki sınırı veren şart;

$$\{\mathbf{x} \rightarrow \delta_k(\mathbf{x}) = \delta_l(\mathbf{x})\}$$

olarak bulunur.

2.2 Lineer Regresyon

Lineer regresyon analizi, bağımsız değişkenlerle bağımlı değişken arasında doğrusal bir ilişki bulmaya yarayan bir analizdir. Kullanım alanı oldukça yaygın olan regresyon analizi derecelendirme bağlamında da kullanılabilir.

Lineer regresyon analizi fonksiyonel formu itibarıyla diskriminant analizine benzerlik gösterse de varsayımları ve kullanım amaçları itibarıyla oldukça farklı bir yöntemdir. Lineer regresyon aşağıdaki gibi bir geliştirilmiş fonksiyonel formla ifade edilebilir;

$$Y = X\beta + \varepsilon$$

X veri matrisi, β katsayı vektörü ve ε hata terimleri vektörü iken. Lineer regresyon modelinin katsayıları belli varsayımlar altında “En Az Kareler” yöntemi ile tahmin edilebilir.

En az kareler yöntemi, hata teriminin kareleri toplamını minimize eden β vektörünü bulmak olarak özetlenebilir. Dolayısıyla en az kareler tahmincisi $\varepsilon'\varepsilon$ ifadesini minimize eder. $X'Y = X'X\beta$ denklemini çözdüğümüzde;

$$\beta = (X'X)^{-1} X'Y$$

olarak bulunur.

Lineer regresyon modelinin genel kullanımından kısaca bahsettikten sonra derecelendirme özelinde regresyonun kullanımından bahsedelim. Regresyon analizinin derecelendirme sorunsalındaki gibi ikili (binary) bağımlı değişkenlere uygulandığı durumlarda kullanılan model, doğrusal olasılık modeli olarak adlandırılır. Tek bağımsız değişkene sahip bir doğrusal olasılık modeli aşağıdaki gibi gösterilebilir;

$$\hat{p} = \alpha + \beta x$$

Burada \hat{p} modellenen olayın olma olasılığını ifade eder. Pratikte bu olasılık ileri bazı kalibrasyonlar gerektirmektedir. Bu kalibrasyon ihtiyacının en önemli nedeni modelin örneklem dışı tahminlerde negatif olasılıklar üretmeye açık olmasıdır. Bu sebeple doğrusal olasılık modeli örneklem dışı tahmin yaparken aşağıdaki gibi revize edilir;

$$\hat{p} = \begin{cases} \alpha + \beta x & 0 < \alpha + \beta x < 1 \\ 1 & \alpha + \beta x \geq 1 \\ 0 & \alpha + \beta x \leq 0 \end{cases}$$

Bu tür bir düzeltmeye rağmen doğrusal olasılık modeli doğası gereği ikili bağımlı değişkenleri modellemek için yetersizdir. Bu sebeple sınırlı bir kullanım alanına sahiptir.

2.3 Lojistik Regresyon

Daha önce belirttiğimiz gibi doğrusal olasılık modelinin en önemli zaafı teorik olarak $+\infty$ ile $-\infty$ arasında değer alabilmesidir. Halbuki başarı olasılığı tanımı gereği 0 ile 1 arasında tanımlıdır. Bu problem literatürün lojistik regresyona yönelmesinde önemli bir etken oluşturmuştur.

Lojistik regresyonda olasılığın doğal logaritması bağımsız değişkenlerin lineer bir kombinasyonu ile modellenir. Lojistik regresyonun fonksiyonel formu aşağıdaki gibidir;

$$\ln\left(\frac{p}{1-p}\right) = \omega x'$$

ω katsayı vektörü, p olasılık ve x bağımsız değişkenler matrisi iken. Burada $\frac{p}{1-p}$ ifadesi 0 ile $+\infty$

arasında değer aldığından bu ifadenin doğal logaritması da $+\infty$ ile $-\infty$ arasında değer alır. Bu şekilde lineer kombinasyonla elde edilen değer için bir kısıt kalmamış olur.

Bu ifade tekrar düzenlendiğinde olasılık ise;

$$p = \frac{e^{\omega x}}{1 + e^{\omega x}}$$

Lojistik regresyona ait katsayıların tahmini için de bazı varsayımlarda bulunmak gerekmektedir. Bunların en önemlisi tüm bağımsız değişkenlerin çoklu normal dağılımdan geldiği varsayımdır. Daha önce diskriminant analizinde de olduğu gibi sınıflar arasında ortalama değerler farklı olabilirken, kovaryans matrisinin aynı olduğu varsayılır. Öyleyse;

$$p(\mathbf{x}|\mathcal{S}_k) = \frac{1}{(2\pi)^{n/2} |\Sigma_k|^{1/2}} e^{-\frac{1}{2}(\mathbf{x}-\mu_k)' \Sigma_k^{-1} (\mathbf{x}-\mu_k)}$$

olur. Buradan hareketle lojistik regresyon tanımında bu sınıf-koşullu dağılımı yerine koyarsak;

$$\ln\left(\frac{p}{1-p}\right) = \ln\left(\frac{p(\mathbf{x}|\mathcal{S}_0)\pi_0}{p(\mathbf{x}|\mathcal{S}_1)\pi_1}\right)$$

$$\ln\left(\frac{p}{1-p}\right) = \mathbf{x}\Sigma^{-1}2(\mu_1 - \mu_0)' + (\mu_0\Sigma^{-1}\mu_0' + \mu_1\Sigma^{-1}\mu_1') + \ln\left(\frac{\pi_0}{\pi_1}\right)$$

Bu yöntem küçük örneklem için iyi çalışmazsa da gözlem sayısı arttıkça iyi sonuç veren bir hesaplama yöntemidir. Diğer bir yöntem ise MLE yöntemidir. Burada modellenen olayın ikili özelliği dikkate alınarak Binomial dağılım varsayımı yapılır. Bu varsayım altında “Likelihood” fonksiyonu aşağıdaki gibi bulunur;

$$L = \prod_{i=1}^n \left(\frac{e^{\omega x}}{1 + e^{\omega x}} \right)^{\sum_{i=1}^n y_i} \left(1 - \frac{e^{\omega x}}{1 + e^{\omega x}} \right)^{n - \sum_{i=1}^n y_i}$$

y_i örneklemdeki i 'inci bağımlı değişkenin değeri, n gözlem sayısı iken. Buradan “Log-likelihood” fonksiyonu ise;

$$l = \sum_{i=1}^n \left(y_i \ln\left(\frac{e^{\omega x}}{1 + e^{\omega x}}\right) + (1 - y_i) \ln\left(1 - \frac{e^{\omega x}}{1 + e^{\omega x}}\right) \right)$$

olarak bulunur.

Bu “Log-likelihood” fonksiyonu ω vektörüne göre analitik olarak çözülemediğinden, katsayı tahmini Newton-Raphson gibi numerik algoritmalarla yapılır.

2.4 Probit

Diğer bir doğrusal olmayan regresyon modeli de probit modelidir. Lojistik regresyon da olduğu gibi $+\infty$ ile $-\infty$ arasında değer alan doğrusal olasılık modelinin revize edilmiş bir türüdür. Probit modelinin fonksiyonel formu aşağıdaki gibidir;

$$p = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{\omega x}{2}}$$

Probit modeli varsayımları ve katsayı tahmini açısından lojistik regresyon ile önemli ölçüde benzerlik arz etmektedir. Probit modelinin katsayı vektörü de “Maximum Likelihood” yöntemi ile tahmin edilir. Probit için “Likelihood” fonksiyonu aşağıdaki gibidir;

$$L = \prod_{i=1}^n \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{\omega x}{2}} \right)^{\sum_{i=1}^n y_i} \left(1 - \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{\omega x}{2}} \right)^{n - \sum_{i=1}^n y_i}$$

y_i örneklemdaki i 'inci bağımlı değişkenin değeri, n gözlem sayısı iken. Buradan “Log-likelihood” fonksiyonu ise;

$$l = \sum_{i=1}^n \left(y_i \ln \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{\omega x}{2}} \right) + (1 - y_i) \ln \left(1 - \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{\omega x}{2}} \right) \right)$$

olarak bulunur.

Yine lojistik regresyona benzer şekilde, yukarıdaki ifade analitik olarak maksimize edilemediğinden, numerik yöntemler kullanılır.

2.5 Örnek Uygulama

Bu kısımda yukarıda teknik özelliklerini özetlediğimiz 4 yöntemin simüle edilmiş bir örneklem yardımıyla karşılaştırılması sunulacaktır.

Simüle edilen örneklemden 30 adet gözlem bulunmaktadır, bunları 20 tanesi iyi kredileri, 10 tanesi kötü kredileri temsil etmektedir. Tüm bu 30 kredi için x_1 ve x_2 olarak göstereceğimiz iki adet bağımsız değişken de simüle edilmiştir. x_1 ve x_2 değişkenleri iyi krediler için;

$$x_1 : N(-0.5, 1)$$

$$x_2 : N(0.5, 1)$$

ve temerrüde uğramış krediler için;

$$x_1 : N(1, 1)$$

$$x_2 : N(-1, 1)$$

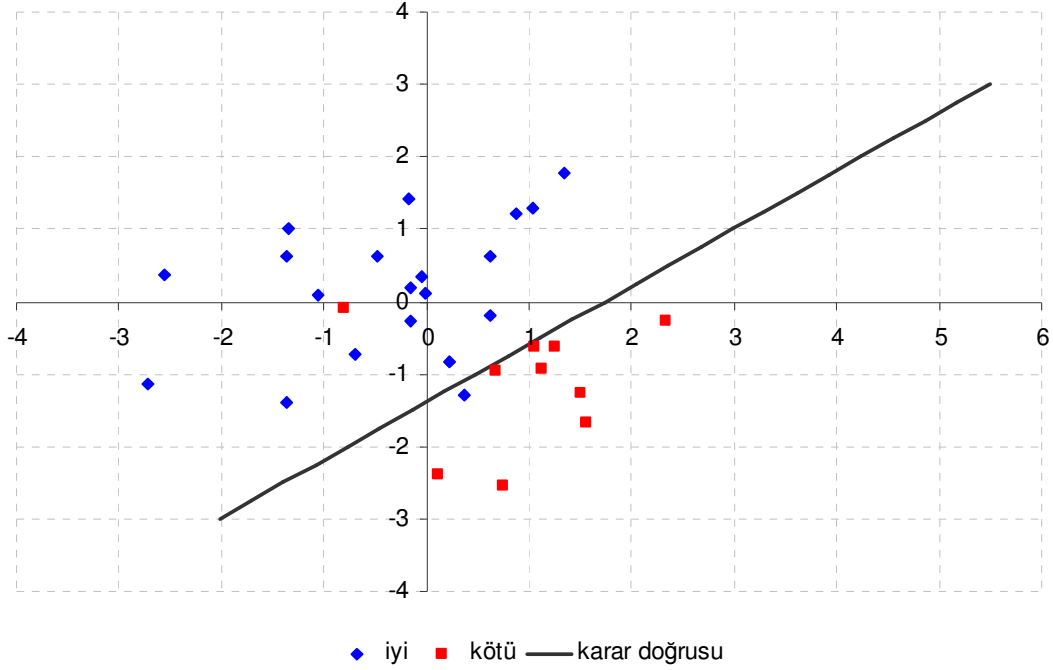
olarak seçilmiştir. x_1 ve x_2 Cholesky Dekompozisyonu yöntemi ile de %30 korele hale getirilmiştir.

2.5.1 Diskriminant Analizi

Elde edilen veri setine diskriminant analizi uygulandığında, karar fonksiyonu aşağıdaki gibi bulunmuştur;

$$F = \begin{cases} 0, & 1.732 - x_1 + 1.252x_2 \geq 0 \\ 1, & 1.732 - x_1 + 1.252x_2 < 0 \end{cases}$$

Bu doğru kullanılarak krediler ayrıştırıldığında, 20 iyi krediden 19’u doğru biçimde tahmin edilebilmekte, buna karşın 1 iyi kredi model tarafından kötü olarak tespit edilmektedir. Temerrüde uğrayan 10 kredinin ise 9’u doğru tahmin edilmiş, 1’i iyi kredi olarak hesaplanmıştır. Dolayısıyla doğruluk oranı iyiler içinde %95, kötüler içinde %90 olmuştur.



Yukarıda veri setinin ve kara doğrusunun grafiksel gösterim sunulmuştur.

2.5.2 Lineer Regresyon

Doğrusal olasılık modeli veri setine uygulandığında bulunan değerler aşağıdaki gibidir;

$$p = 0.258 + 0.189x_1 - 0.237x_2$$

Bu model kullanılarak (0.5 kritik seviye kabul edilmiştir) krediler ayrıştırıldığında, 20 iyi krediden 18'ü doğru biçimde tahmin edilebilmekte, buna karşın 2 iyi kredi model tarafından kötü olarak tespit edilmektedir. Temerrüde uğrayan 10 kredinin ise 9'u doğru tahmin edilmiş, 1'i iyi kredi olarak hesaplanmıştır. Dolayısıyla doğruluk oranı iyiler içinde de kötüler içinde de %90 olmuştur.

2.5.3 Lojistik Regresyon

Lojistik regresyon modeli veri setine uygulandığında bulunan değerler aşağıdaki gibidir;

$$p = \frac{e^{-2.27+1.876x_1-1.867x_2}}{1 + e^{-2.27+1.876x_1-1.867x_2}}$$

Bu model kullanılarak (0.5 kritik seviye kabul edilmiştir) krediler ayrıştırıldığında, 20 iyi krediden 19'u doğru biçimde tahmin edilebilmekte, buna karşın 1 iyi kredi model tarafından kötü olarak tespit edilmektedir. Temerrüde uğrayan 10 kredinin ise 9'u doğru tahmin edilmiş, 1'i iyi kredi olarak hesaplanmıştır. Dolayısıyla doğruluk oranı iyiler içinde %95, kötüler içinde %90 olmuştur.

2.5.4 Probit

Probit modeli veri setine uygulandığında bulunan değerler aşağıdaki gibidir;

$$p = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{-1.153+0.947x_1-1.053x_2}{2}}$$

Bu model kullanılarak (0.5 kritik seviye kabul edilmiştir) krediler ayrıştırıldığında, 20 iyi krediden 19'u doğru biçimde tahmin edilebilmekte, buna karşın 1 iyi kredi model tarafından kötü olarak tespit

edilmektedir. Temerrüde uğrayan 10 kredinin ise 9'u doğru tahmin edilmiş, 1'i iyi kredi olarak hesaplanmıştır. Dolayısıyla doğruluk oranı iyiler içinde %95, kötüler içinde %90 olmuştur.

3 Derecelendirme Sistemi Kontrolleri

Yukarıda belirtilen yöntemler ile analiz verisi üzerinden derecelendirme sistemi geliştirme çalışmaları yapılır. Geliştirilen tüm sistemlerin açıklayıcılığı hem Analiz verisi hem de Doğrulama verisi üzerinden kontrol edilir. Kullanılan derecelendirme sistemi yönteminden bağımsız olarak çıkarılan algoritmalar aşağıdaki kontrollerden geçirilmektedir.

3.1 Değişken katsayı işaretlerinin Kontrol edilmesi

İlk aşamadaki tekil analizlerde değişken ile temerrüt arasında mantıksal olarak beklenen ilişkinin sağlanıp sağlanmadığı incelenmiş ve ters ilişkiye rastlanan değişkenler sistem dışı tutulmuştur. Bu aşamada çeşitli değişkenlerin tekil olarak bu kuralı sağlamalarına rağmen çıkarılan derecelendirme algoritmasında öncekine ters işaretli katsayıya sahip olduğu görülebilir. Bu durumlarda derecelendirme sisteminin sağlıklı yorumu yapılamadığından kullanılmamaktadır. Ters katsayılı değişkenlerin bulunma sebebi derecelendirme sisteminde yüksek korelasyona sahip değişkenlerin bulunmasıdır. Bu durumda önceki adımlara geri dönülerek yüksek korelasyonlu değişkenler değiştirilip yeni bir derecelendirme sistemi elde edilir.

3.2 Açıklayıcılığın Kontrolü

Özellikle birden çok Derecelendirme Sisteminin geliştirildiği durumlarda açıklayıcılık kullanılacak sistemi belirleyen temel faktördür. Sadece temerrüt ve sağlıklı firma ayrıştırması değil, aynı zamanda sağlıklı firmalarında kendi içlerinde ayrıştırılması da incelenerek hangi sistemin kullanılacağına karar verilir. Açıklayıcılığın belli kriteri aşmadığı durumlarda derecelendirme sistemi yeniden oluşturulur.

3.3 Açıklayıcılığın Tutarlılığı

Derecelendirme Sistemi sonucunda elde edilen açıklayıcılığın validasyonu için geliştirme aşaması dışında tutulan Doğrulama verisinde de aynı sonucu vermesi önemlidir. Örneklem dışı testlerde açıklayıcılığın sabit kalması derecelendirme sistemi sonuçlarının ve batma ihtimallerinin de sürekli olacağını ifade eder. Derecelendirme sistemi seçiminde açıklayıcılık ve tutarlılık unsurları beraberce değerlendirilir. Açıklayıcılığın geliştirme verisinde yüksek olduğu fakat örneklem dışı testte hızla düştüğü bir durumda geliştirilen algoritmaların örnekleme aşırı uyum gösterdiği (Overfitting) ve genel kullanım için uygun olmadığı sonucuna varılır.

4 Nihai Derecelendirme Sisteminin Geliştirilmesi

Yukarıda belirtilen adımlar hem Nitel hem de Nicel kriterler için ayrı ayrı uygulanır. Bu aşamaya gelindiğinde Nitel ve Nicel kriterlerden oluşan iki adet Derecelendirme Sistemi bulunmaktadır. Bu kriterlerin birleşiminden ise nihai derece elde edilecektir. Nitel testlerde genellikle finansal bilgiler bulunmakta ve Nicel testlerde genelde şirket yapısına ve geçmişine yönelik bilgiler ağırlıktadır.

Nihai Derecelendirme Sistemine ulaşırken bu iki bileşenin hangi ağırlıkta kullanılacağına karar verilir. Nitel ve Nicel yöntemler aynı metotla hazırlanmış olabileceği gibi farklı yöntemlerle geliştirilmiş Hybrid bir sistemde kullanılabilir.

İstatistiksel modeller yardımı ile Nitel ve Nicel bileşenlerin ayrı ayrı temerrüt durumunu açıklamaları incelenir. İki bileşene ait optimal katsayılar hesaplanarak nihai derecelendirme sistemine ulaşılır.

Nitel ve Nicel kriter ağırlıklarının nihai dereceye ulaşmadaki ağırlıkları firma büyüklüğüne de bağlanabilmektedir. Analizlerde Nitel ve Nicel bileşenleri temerrüt ile ilişkisinin firmanın büyüklüğü ile orantılı olduğu görülürse, bileşenlerin ağırlıkları bir fonksiyon dahilinde firma büyüklüğüne bağlı olarak hesaplanmaktadır. Genelde rastlanan durum firma büyüklüğü arttıkça Nitel kriterler, firma küçüldükçe Nicel kriterler ağırlık kazanmasıdır.

Derecelendirme Sistemini geliştirmede amaç firmanın kredibilitesini yani borcunu ödeme kapasitesini ölçebilen bir yapı tasarlamaktır. Bu sebeple Derecelendirme Sistemini geliştirilmesi ve sonrasında güncel tutulması için temerrüt eden firmalarda gözlenen parametreler ve değişimler incelenmektedir. İlk aşamada geçmiş tecrübeler ışığında temerrüde yaklaşan firmaların gösterdiği karakteristikler kullanılarak derecelendirme sistemi geliştirilir ve sonrasında değişen piyasa koşulları, muhasebe standartları ve bunun gibi çeşitli karakteristik değişikliklerin temerrüt firmalarına etkileri takip edilerek derecelendirme sistemi sürekli olarak güncel tutulur.

Derecelendirme Sistemi oluşturulurken geçmiş Temerrüt Firma tecrübeleri iki şekilde değerlendirilebilir.

1- İstatistiksel Yöntemler

Temerrüt eden firmalara ve sağlıklı firmalara ait tarihsel verilerin bulunması durumunda bu verilerin temerrüdü açıklama güçlerini istatistiksel olarak tespit etmek mümkündür. Geçmiş veriler yardımı ile temerrüt eden firmalar ve sağlıklı firmalar arasındaki farkları istatistiksel yöntemler sağlıklı olarak tespit etmektedir. Veri ile hem temerrüdü belirleyici değişkenler belirlenmekte hem de bunların ağırlıkları yani ne derecede açıklayıcı oldukları hesaplanmaktadır. Bu noktada yaşanan problem, nispeten toplanması kolay olan finansal verilerin yanı sıra firma yapısı, müşteriler, geçmiş borç ödeme durumu, ortakların eğitimi gibi çok sayıda ve farklı çerçevede verinin de temerrüdü belirleyici olmasına rağmen toplu olarak elde edilememesidir. Geçmiş temerrüt eden firmaların genellikle bilanço ve gelir tablosu gibi finansal verilerine ulaşılabilir. Bu hususlar Derecelendirme Sisteminin finansal kısmını geliştirirken yardımcı olmakla beraber, derecelendirme sistemi oluşturulması için yeterli değildir.

Diğer bir hususta dışarıdan toplanan temerrüt ve sağlıklı firma verilerinin derecelendirme yapılacak müşteri kitlesini temsil etme yeteneğidir. Örneğin ağırlıklı olarak KOBİ'lerden veya kimya sektöründen elde edilmiş kaynak verisi bu kitleyi temsil edeceğinden derecelendirme sistemi çerçevesinde değerlendirilecek diğer firmalar hakkında sağlıklı sonuç veremeyecektir. IMKB gibi sağlıklı ve temerrüt etmiş, farklı yapıda ve sektörde firmalar içeren bir veri seti ile İstatistiksel Derecelendirme Sistemleri geliştirilebilir. Bu analiz başlangıç için yön gösterici olmakla beraber sonraki adımlarda derecelendirme kapsamında toplanan veriler ile yenilenmelidir. İstatistiksel analizlerin kullanılmasında izlenecek en sağlıklı yol Derecelendirme Sistemi firmasının kendi topladığı ve hitap edilen kesimi yansıtacak olan verilerdir. Bu veriler objektif ve sübjektif olarak temerrüdü açıklayıcılığı olduğu düşünülen tüm değişkenleri içerecektir. Yeni bir değişkenin eklenilmek istendiği durumda ise bu veride mevcut derecelendirme işlemleri esnasında toplanarak sonrasında Derecelendirme Sistemine dahil edilecektir.

2- Expert Yöntemler

Derecelendirme Sistemi kullanılmasında ilk aşamada tarihsel temerrüt ve sağlıklı firma verisi bulunmaması sebebi ile geçmiş tecrübeler ışığında temerrüdü belirleyebilecek değişkenler ve bunların ağırlıkları belirlenir. Bu konuda mali analiz tecrübesi bulunan, firma ziyaretlerinde bulunmuş, kredi vermiş kişilerden, mali tahlil uzmanlarından ve ilgili diğer uzmanlardan destek alınmaktadır. Çıkarılacak algoritma tek bir kişinin görüşü olmayıp, görüşleri alınan uzmanların ortak buldukları noktalar üzerine yoğunlaşmaktadır. Expert yöntemler veri toplanması öncesinde kullanılan ve yine tarihsel verinin yetersizliği sebebi ile bankalarda sık olarak kullanılan yöntemlerdir.

Expert Yöntem ve İstatistiksel yöntemlerden hangisinin daha iyi sonuç vereceği Expert Yöntemde destek alınan uzmanların bilgisi ve İstatistiksel Yöntemde kullanılan verilerin kalitesi ile doğrudan ilişkilidir. Bu sebeple hangi yöntemin daha iyi sonuç vereceğine dair kesin bir yorum yapmak güçtür. Derecelendirme Sistemlerinde asıl hedef firmanın borç ödeyebilme kapasitesini tespit edebilmek olduğundan her iki yöntemde de başarı performans testleri ile belirlenir. Sistemin firmaları değerlendirilmesi ne ölçüde sağlıklı ise derecelendirme sistemi o ölçüde başarılıdır.

İstatistiksel yöntemin avantajı, sistematik bir analiz olması sebebi ile açıklayıcı değişkenleri kaçırmaması, değişken transformasyonları ile açıklayıcılığı netleştirilmesi ve değişen süreçlere daha hızlı cevap verebilmesidir. Expert yöntem veri toplanma sürecinde bu sebeple daha ağırlıklı olarak kullanılmakta ve toplanan veri seti ile beraber istatistiksel analizlere başlanmaktadır.

Derecelendirme Sisteminin performansının ölçülmesinde sistemin geliştirilmesinde kullanılan örneklem veri seti kullanılmaz. İstatistiksel yöntemlerin kullanılmasında bu sebeple veri ilk aşamada Analiz verisi ve Doğrulama verisi olarak iki kısma ayrılır. Analiz verisi ile sistem geliştirildikten sonra Doğrulama verisi ile önceki sonuçların ne ölçüde başarılı olduğu ölçülür. Doğrulama verisinde başarının analiz verisinde yakalanan başarıdan çok farklı çıkması sistemin analiz verisine aşırı özgün “Overfit” olduğu ve diğer analizlerde sağlıklı sonuç vermediğini gösterir.

Expert yöntemlerin veri ile geliştirilmemesi sebebi ile testleri daha farklı şekillerde yapılmaktadır. Expert yöntem gerçek uygulamaya alınmadan önce kullanılacak parametrelerin bilindiği firmalar üzerinden test edilir. Bu noktada firmanın da kredibilitésinin bilinmesi çıkan sonuçların karşılaştırılabilmesi açısından önemlidir. Expert sistem, IMKB firmalarına ve verileri bilinen diğer firmalara uygulanarak test edilir. Özellikle IMKB firmaları bu konuda sağlıklı sonuçlar vermektedir. IMKB firmalarının dışsal derecelendirme firmaları tarafından verilmiş dereceleri olabilmesi sebebi ile oluşturulan Derecelendirme Sistemi sonuçları bu firmaların sonuçları ile karşılaştırılmaktadır. Sağlıklı firmalarında aldığı dereceler ve kredibilite sıralaması bu şekilde diğer derecelendirme firmalarının sonuçları ile karşılaştırılmaktadır.

Yukarıda anlatılanlar ışığında bir derecelendirme sisteminin ilk olarak geliştirilmesi aşamasında toplanmış bir veri seti olmayacağından öncelikle Expert Derecelendirme Sistemi ile çalışılmaya başlanmaktadır. Uzman görüşleri ile geliştirilen sistem IMKB verileri ve mevcut olan diğer veriler ile test edilip, performans ölçümleri yapıp yeterli sonuçları verdikten sonra gerçek uygulamada kullanılır. Gini Katsayısı, CAP, Brier Score vb. gibi literatürde kullanılan derecelendirme performans ölçümlerinin diğer derecelendirme sistemleri için değerleri tespit edilerek geliştirilen mevcut sistem ile karşılaştırılır. Sistemden elde edilen skorların sıralaması ile diğer derecelendirme firmalarının sonuçları arasında paralellik olup olmadığı da gözlenmektedir. Elde edilen sonuçların yeterli olması durumunda Expert Derecelendirme Sistemi kullanılmaya başlanır.

Sistem kullanıldıkça toplanan veri yardımı ile bir yandan Expert Sistemin takibi ve güncellenmesi sağlanırken diğer taraftan da İstatistiksel Yöntemler için veri toplanmış olmaktadır. Veri toplandıkça istatistiksel yöntemlerde kullanılarak test edilir ve oluşturulan derecelendirme sistemlerinin performans kriterleri yeterli seviyeleri sağladığı takdirde İstatistiksel Derecelendirme Sistemleri de uygulamaya alınmaktadır.

5- Finansal Oranların Analizlerde kullanılmasından kaynaklanan sorunlar;

a) Dağılım Sorunu: Mali Oranların alt sınırı sıfır, üst sınırının ise sonsuz olması nedeniyle, bunların çoğu normal dağılım göstermeyip asimetrik bir dağılım sergilemekte ve genel olarak ta sağa çarpık olmaktadır. Oysa çok boyutlu istatistiksel modellerin bir kısmı (Çoklu regresyon ve Çoklu Diskriminant Analizi gibi) değişkenlerin normal dağılım göstereceği varsayımına dayanmaktadır. Dolayısıyla, normal dağılım göstermeyen oranların kullanılması halinde belirginlik testleri ve

sınıflandırmalarda yanlı sonuçların çıkmasına sebep olmaktadır. Bunu çözmek için, normal dağılım göstermeyen mali oranlar, karekökü alınmak, logaritması alınmak veya ilgili mali oranın kendisiyle ilgili sektör ortalamasına bölünmek veyahut ta analizden çıkartılmak gibi yollarla dönüştürme işlemine tabi tutularak normal dağılım özelliği kazandırılmaktadır. Ayrıca, Probit ve Logit modeller normal dağılım varsayımına dayanmadığı için bu modellerin kullanımına ağırlık verilmektedir.

b) Mali Oranlar arasındaki Korelasyon (Multicollinearity): Mali oranların pay veya paydalarındaki değerlerin bir başka oranda da yer alması ve mali tablo kalemlerinin bir kısmının aynı yönde değişiklik göstermesi mali oranlar arasında yüksek korelasyon yaratmaktadır. Yüksek korelasyon ya da eş deyişle çoklu bağlantı, Regresyon, Probit ve Logit analizlerinde bağımsız değişkenlerin standart hatasının ve onun kararlılığını etkilediği için katsayıların belirginlik testlerinin yanlı çıkmasına ve doğru karar verilememesine sebep olmaktadır. Burada, belirginlik testleri ile modelin tahmin gücü kavramlarından hangisine önem verdiğimizize bağlı olarak bahsedilen yüksek korelasyon sorununa yaklaşılmalıdır. Derecelendirme açısından modelin tahmin gücü daha ön planda olacağı için, modelin tahmin gücüne katkı yaptığı sürece aralarında yüksek korelasyon ilişkisi saptanmış değişkenleri modele dahil etmekte yarar vardır. Bu nedenle değişkenlerin içerdiği yüksek korelasyon bizim açımızdan pek önemsenmemektedir.

c) Sabit Varyans Eksikliği (Heteroscedasticity) : Bu durum modelin tahmin gücünü düşürmektedir. Bunu aşmak için mali oranların seri analizi yatay kesit (cross-section) şeklinde yapılmasını gerektirmektedir.

d) İstikrarsızlık: Makro politikalar ve piyasa koşullarındaki değişiklikler, faiz ve enflasyon oranlarındaki değişiklikler, yönetim ve strateji değişiklikleri, birleşmeler, bölünmeler vb. gibi nedenlerle mali oranların zaman içerisinde kararlılığı bozulmakta ve buna dayalı olarak katsayıların ortalaması, varyansı ve kovaryansı değişmekte ve dolayısıyla modelin hatalı sonuçlar üretmesine neden olmaktadır. Bu sıkıntıyı aşmak için tahmin modellerinin sık sık gözden geçirilip güncellenmesi gerekmektedir.

e) Negatif Değer Eksikliği: Mali oranların pay veya paydasındaki değerlerin negatif olması durumunda, oranın negatif çıkması ve anlamının bozulması gündeme gelebilmektedir. Bu sorunu aşmak için hesaplamaların sonradan kontrol edilip, böyle çıkan oranların ayıklanması gerekmektedir.

f) Yığın ve Örnekler sorunu (Veri toplama): Bilindiği üzere yığınla çalışmanın olanaksızlığı örnek kullanmayı gerektirmekte ve finansal başarının ölçülebilmesi için örneklerin yığını temsil edebilme, yeterli sayıda olabilme ve yığından rassal olarak seçilme koşullarının sağlanması beklenmektedir. Oysa, ülkemizdeki istatistik kurumlarında bu türlü istatistikler bulunmamakta ve bu nedenle mali başarısızlığa uğramış firma bilgilerine kolay kolay ulaşılamamaktadır. Özellikle, Probit, Logit ve Diskriminat analizleri çok ve yeterli sayıda örnek gerektirmektedir. Yeterli sayıdaki örneklerle yada gözlem sayısına nereden ve nasıl ulaşılabileceği sorunuyla karşı karşıya bulunmaktayız. Bu sorunu aşmak için neler yapılabilir? İMKB de tutulan bilgiler sadece halka açık olan kısıtlı sayıdaki firmalara ait olup üstelik sadece büyük ölçekli firmalara aittir. KOBİ'ler ile ilgili bilgilerin yokluğu sorunu da ha da büyümektedir. Bunu nasıl aşacağız ? İlk etapta (en azından birkaç yıl için) değişkenlerin katsayıları piyasayı gerçek anlamda yansıtmayacağı ve tahmin modellerinin yanılma payının ve yanlı olma olasılığının çok yüksek olacağı gayet açıktır. Bu sorunun varlığı, tarihsel veriler toplanana kadar ilk etapta expert yöntemleri ve Analitik Hiyerarşi Süreçleri kullanılarak hafifletilecektir.

g) Örnekleri Eşleştirme Sorunu: Mali başarısızlık tahmin çalışmalarında eşleştirilmiş yada eşleştirilmemiş örnekleme yöntemlerinden, veri eksikliği nedeniyle eşleştirilmemiş yöntemi kullanmak zorunluluğu duyulmaktadır.

h) Sapma (Varyans, Kovaryans veya Dispersion) Matrisleri sorunu: Diskriminant analizlerinde sapma matrislerinin eşit olduğu varsayılmaktadır. Şayet bu varsayım sağlanamamış ise bir yandan

ortalamlar arasındaki farklılığın belirginlik testini, diğer yandan da modelin sınıflama ya da modelin tahmin gücünü olumsuz etkilemektedir. Örnek ya da gözlem sayısının çok olması halinde sapma matrislerinin eşit olmamasından kaynaklanabilecek sorunlar daha da artmaktadır. Sapma matrislerinin eşit olmamasından kaynaklanan sorunların giderilmesi için doğrusal Diskriminant analizleri yerine kuadratik modeller kullanılmaktadır.

I) Değişkenlerin Belirginliğinin Yorumlanması Sorunu: Regresyon, Logit ve Probit analizlerde, katsayılar arasındaki korelasyon katsayılarının yanı bağlantı çokluğunun varlığı belirginlik testlerinin yanlılığına neden olmakta ve modeldeki değişkenlerin anlamlılığını yorumlamakta zorluk yaratmaktadır.

j) Finansal olmayan Nitel değişkenlerin sayısallaştırma ve modele dahil edilme sorunu: Bu sorunu subjektif yaklaşımlarla çözmeyi daha uygun buluyoruz.

k) Skor mu?, Mali Başarısızlık/başarı olasılığı mı? İlk etapta bizim model bir skora işlevi görecektir. Oysa, biz skordan ziyade mali başarı/başarısızlık olasılığını ölçmek durumundayız. Firma borcunu ödeyebilecek mi? Ödeyecekse bunun olasılığı kaçtır ? Gibi olaya yaklaşıyoruz. Zira kötüler arasında en iyisini bulmak, ya da iyiler arasında en kötüsünü bulmak bir sıralama ya da skora işlemdir. Böylesine bir işlem, yani skora işlemi borcun ödenme/ödenmeme sorusunu tam anlamıyla cevaplamıyor. Bu konuyu ülkemizin şu anda bulunduğu durum göz önüne alındığında tam anlamıyla çözüme durumu yoktur. O açıdan verilerin oluşmasına paralel olarak bir-iki yıl içerisinde aşacağımızı umuyoruz.

I) Sonuç olarak;

JCR EURASIA RATING, derecelendirme tekniğini;

- İlk etapta yaklaşık bir yıllık süre zarfında Analitik Hiyerarşi Prosesleri ve expert Yöntemleri ağırlıkta olmak kaydıyla skoring ağırlıklı yürütecek ve salt karşılaştırma amacıyla uzmanlarımız tarafından piyasa deneyimlerine dayalı olarak oluşturulan katsayı ve İMKB verilerine dayandırılan çoklu analiz tekniklerine de referans olarak bakılacaktır.
- İlerleyen zamanlarda ise bir yıl içerisinde başarılı-başarısız firmalara ait tarihsel dataların toplanmasına ve gerçekçi geçiş matrislerinin oluşturulmasına bağlı olarak tamamen çok değişkenli analiz yöntemleriyle (regresyon, diskriminant, logit, probit) rating ağırlıklı sürdürülecektir.