

Bankroto tikimybės nustatymas

Ši problema ilgai buvo nagrinejama akademiniam lygmenyje, daugiausia ekonomineje literaturoje, besispecializuojancioje neaiškiomis ir sudetingomis problemomis. Viena iš priežasčių, kodėl yra neišsprendžiami tikimybės nustatymo modeliai, tai sudėtingas rezultatų skaičiavimas. Dabar, kai skaičiavimuose gali dalyvauti daug kompiuterių, problemos sprendimas yra imanomas.

Noredami įvertinti rizikos laipsnį, kuris susijęs su investicija, analizuotojai pasikliaudavo finansinėmis ataskaitomis. Pavyzdžiui, norint įvertinti imones likvidumą, valdymo efektyvumą, tvarkymą su skolomis ir kapitalu, buvo skaičiuojami įvairūs koeficientai. Šie koeficientai nieko nereiškia, jei jie yra apskaičiuojami vienai imonei. Tačiau, palyginus juos su kitu kompanijų koeficientais, galima jau daryti išvadas. Žinoma, nereiktu vertinti tokiu koeficientu atskirai, t.y., kiek pavojingas vienas ar kitas faktorius, o visus bendrai – taip sužinotume visos imones būklę.

Tokiu koeficientu naudojimas komplikuoja tradicini investuotojo įvertinimą. Visu pirma todėl, kad jos neįformuoja firmos finansinėse ataskaitose – tai yra komercinė firmos paslaptis, kuri yra saugoma įstatymu. Todėl tokie modeliai, kaip imones bankroto tikimybės įvertinimas, yra svarbus investuotojui.

Pristatysiu keturis bankroto tikimybės skaičiavimo modelius.

ALTMANO MODELIS

Edward I. Altman (1968) buvo bankroto tikimybės apskaičiavimo teorijos pradininkas. Altmano modelis buvo išbandytas praktikoje, pasiektas tikslumas viršijo 95%. Jis atrodo taip:

$$Z = 1.2A + 1.4B + 3.3C + 0.6D + .999E$$

jei rezultatas gaunamas $Z > 2.675$, tada imone laikoma bankrutavusia
Čia

A – dirbantis kapitalas/visas imones kapitalas

B – nepaskirstytasis pelnas/visas imones kapitalas

C – pelnas prieš mokesčius/visas imones turtas

D – akcijos rinkos vertė/XXXX book value of total debt

E – pardavimai/visas imones kapitalas

SPRINGATE

$$Z = 1.03A + 3.07B + 0.66C + 0.4D$$

Jei $Z < 0.862$, tada imone laikoma bankrutavusia

A – XXXX pelnas prieš mokesčius/visas kapitalas

B – XXXX pajamos prieš mokesčius/

C – isipareigojimai

D – pardavimai/visas kapitalas

Šis modelis pasiekė 92.5% tikslumą, testavimui parinkus 40 kompanijų.

FULMERIO MODELIS (U.S - 1984)

Fulmeris naudojo pažingsninę vertinamąją analizę, noredamas apskaičiuoti 40 finansinių rodiklių šešiasdešimčiai firmų – 30, kurios bankrutavo, 30, kurios išliko. Vidutinis nagrinėjamos firmos kapitalo dydis buvo 455000 dolerių.

$$H = 5.528*V1+0.212*V2+0.073*V3+1.270*V4-0.120*V5+2.335*V6+0.575*V7+1.083*V8+0.894*V9-6.075$$

Jei $H < 0$, tada firma laikoma bankrutuojancia.

V1 – nepaskirstytasis pelnas/visas turtas

V2 – pardavimai/visas turtas

V3 – EBT/paprastosios akcijos

V4 – pinigų srautai

V5 – skolos/visas turtas

V6 – dabartinės skolos/visas turtas

V7 – ilgalaikiai aktyvai/visas turtas

V8 – apyvartinės lešos/visos skolos

V9 – XXXX LogEBIT/palukanos

Modelis pasiteisino 81% kai testuojamasis laikotarpis buvo vieneri metai ir 75 %, kai testuojamas laikotarpis buvo daugiau nei metai.

CA-SCORE

Šis modelis buvo išvystytas vadovaujant Jean Legault iš Kvebeko universiteto Montrealyje. Buvo išnagrineta 30 finansinių faktorių 173 firmų, kuriose apyvarta sudarė 1-20 milijonų dolerių. Modelis atrodo taip:

$$\begin{aligned} \text{CA-SCORE} &= 4.5913 * (\text{akcininkų nuosavybė (1)/visas turtas (1)}) \\ &+ 4.5080 * (\text{pajamos prieš mokesčius ir papildomas išlaidas} + \text{finansines išlaidos(1)})/\text{visas turtas (1)} \\ &+ 0.3936 * (\text{pardavimai(2)/visas turtas (2)}) \\ &2.7616 \end{aligned}$$

Jei $\text{CA-SCORE} < -0.3$, tada firma laikoma bankrutuojancia

1 – duomenys iš ankstesnio periodo

2 – duomenys iš dviejų periodų

Šis modelis turi 80 % patikimumą ir yra apribojamas vertinant gamybos įmones.

Dar keliu plačiau naudojamu modeliu tikslumas:

Modelis	Teisingi spėjimai, %	
	Bankrutavo	Išliko
Altman (1968)	94	97
Deaking (1972)	97	97
Altman ir Lorris (1976)	90	90
Dambolena, Khoury (1980)	91	100
Zmijewski (1984)	52	100
Altman, Izan (1984)	94	90
Pantalone, Platt (1987)	93	97

Bankrutavimo tikimybes modeliai gali būti vadinami finansinės nesėkmės mato modeliais. Yra sukurta nemažai bankroto tikimybes nustatymo metodų, kurie

pagristi: vieno kintamojo (angl. “univariate”) analize, daugelio kintamųjų (angl. “multivariate”) analize, logaritmine (angl. “logit”) analize. Vieno kintamojo modeliai buvo pasiūlyti Kuko ir Nelsono (Cook and Nelson 1998), Viljamo Byverio (William Beaver), Šepardo (Sheppard), tačiau jie negalėjo įvertinti visos imones buklės. Sekantis etapas buvo daugelio kintamųjų modeliai, kurie pamegino įvertinti atskirų koeficientų reikšmę. Geriausiai žinomas yra Edvardo Altmano (Edward Altman), finansų profesoriaus iš Niujorko universiteto, kuris suderino įvairių koeficientų įtaką imones finansinei buklei. Tačiau Altmano modelis turi ir trūkumų – jis darė prielaidą, kad visi kintamieji modelyje yra normaliai pasiskirstę. Jei jie nėra normaliai pasiskirstę, Altmano metodas gali prognozuoti neteisingai. Tam yra taikoma logistinė regresija.

Logistinė regresija

Taip pat gali būti taikoma logistinė regresija, jei analizės tikslas yra nustatyti, į kuria iš dviejų grupių patenka nagrinėjamas objektas. Bankroto tikimybės nustatymo atveju tai sėkmes grupė (1) ir bankroto grupė (0). Įtraukiant kiek imanoma daugiau faktorių i , nusprendžiant, kuris iš jų ir kiek itakoja sėkme arba nesėkme.

Vienas iš pagrindinių logistinės regresijos privalumų

Logistinės regresijos esmė yra tokia. Tarkime, kad

$$y = b_0 + b_1x_1 + b_2x_2 + \dots + b_px_p$$

yra regresijos funkcija. Šiuo atveju, vieneto 1 ir nulio 0 tikimybės yra:

$$P(1) = \frac{e^{b_0 + b_1x_1 + b_2x_2 + \dots + b_px_p}}{1 + e^{b_0 + b_1x_1 + b_2x_2 + \dots + b_px_p}}$$

$$P(0) = \frac{1}{1 + e^{b_0 + b_1x_1 + b_2x_2 + \dots + b_px_p}}$$

Logistiniame regresijos modelyje pradžios taškas vadinamas “šanso” koeficientu, kuris nusako sėkmes ir nesėkmes tikimybės. Kadangi $P(1) + P(0) = 1$,

$$\text{šansas} = \frac{P(1)}{P(0)} = \frac{e^{b_0 + b_1x_1 + b_2x_2 + \dots + b_px_p}}{1}$$

Logaritmas nuo “šanso” vadinamas logitu:

$$\log \text{it} = \ln(\text{šansas}) = b_0 + b_1x_1 + b_2x_2 + \dots + b_px_p$$

Gavome logistinio regresijos modelio lygtį. Logitas yra tiesinė funkcija, todėl x kintamųjų pasiskirstymo desnis nesvarbu.