

Neki poznati modeli ocjene rizičnosti poduzeća

Poduzeća uzimaju poslovne kredite radi pomoći u financiranju obrtnih sredstava (potraživanja i zalihe), radi kupovine opreme te radi ostalih legitimnih poslovnih potreba. Ima onoliko tipova poslovnih kredita koji se odobravaju poduzećima koliko ima različitih poduzeća zajmotražitelja. Poduzeća mogu koristiti kredite za financiranje kratkoročnih potreba kao što su privremene potrebe za obrtnim sredstvima ili za financiranje dugoročnih potreba kao što je kupovina nove opreme. Bilo da se radi o jednom ili o drugom obliku kredita, kreditni referent mora provesti detaljnu analizu prije odobravanja kredita. Proces procjene kreditnog rizika poduzeća koje traži kredit prije 30-ak godina se obavljao upotrebom znanja eksperata koji se sastojao u pregledavanju financijskih izvještaja poduzeća, poslovnog plana te razgovora s vlasnikom poduzeća. Rezultat takvog procesa je raspoređivanje poduzeća u jednu od rizičnih kategorija koje označavaju odobravanje ili odbijanje kreditnog zahtjeva. No, takvi sistemi nisu bili dovoljni kako bi se donosile odluke u sve složenijoj bankarskoj praksi. Stoga su se počeli razvijati statistički modeli. U univarijatnim kredit scoring sistemima, donosioci odluke u financijskim institucijama uspoređuju različite financijske pokazatelje zajmotražitelja s industrijskim normama odnosno normama grane djelatnosti. Beaver⁹⁹ prezentira statistički pristup za predviđanje financijskog neuspjeha. Kod korištenja multivarijatnih modela, ključni financijski pokazatelji se kombiniraju kako bi se proizveo skor kreditnog rizika ili mjera vjerojatnosti da će komitent kasniti u plaćanju. Do sada se najviše primjenjivala diskriminacijska analiza koju slijedi logit regresija. Prvi model u kojemu počinje primjena takvog pristupa bio je Altmanov Z-skor model¹⁰⁰ koji koristi multivarijatni pristup koji uključuje omjerne i kategorijalne varijable koje se kombiniraju kako bi se dobila mjera, nazvana skor kreditnog rizika, koja najbolje diskriminira između uspješnih i neuspješnih poduzeća. Scott¹⁰¹ je komparirao brojne empirijske modele s teorijskim modelima. On je zaključio da ZETA model najbliže aproksimira njegov

⁹⁹ Beaver, W., Financial Ratios as Predictors of Failure, Empirical Research in Accounting, 1966

¹⁰⁰ Altman, E.I., Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy, Journal of Finance 23, 1968, p.189-209

¹⁰¹ Scott, J., The Probability of Bankruptcy, Journal of Banking and Finance 5, 1981, p. 317-344

teoretski model bankrota. Svrha ZETA modela¹⁰² bila je analizirati i testirati klasificiranje poduzeća na ona koja će bankrotirati i na ona koja neće bankrotirati. Zmijewski¹⁰³ razvija model za predviđanje bankrota u koji uključuje mjere uspješnosti poslovanja, zaduženosti i likvidnosti poduzeća. Springate¹⁰⁴ model je razvijen 1978. godine po uzoru na Altmanov, ali prilagođen kanadskom tržištu. Fulmer¹⁰⁵ je također primjenom stepwise višestruke diskriminacijske analize napravio model korištenjem financijskih omjera koji predviđa bankrot poduzeća. Bardos¹⁰⁶ odabire statističku metodologiju kako bi odredila rizik neuspjeha poduzeća. Upotrijebila je Fisherovu linearnu diskriminacijsku analizu čiji se princip sastoji u pronalasku optimalne granice između uspješnih i neuspješnih poduzeća. Platt i Platt¹⁰⁷ koriste logit regresiju kako bi otkrili jesu li za predviđanje bankrota poduzeća bolji financijski omjeri u odnosu na industriju od jednostavnih financijskih omjera poduzeća. Johnsen i Melicher¹⁰⁸ upotrebljavaju multinomne logit modele kako bi predvidjeli bankrot poduzeća. Altman, Marco i Varetto¹⁰⁹ na uzorku talijanskih banaka uspoređuju rezultate u identificiranju poduzeća s financijskim poteškoćama dobivene diskriminacijskom analizom i neuralnim mrežama. Piramuthu¹¹⁰ se bavi upotrebom neuralnih mreža i 'fuzzy' sistema pri donošenju odluka o odobravanju kredita poduzećima. Xiao et al.¹¹¹ uvode *GMDH-based cost-sensitive semi-supervised selective ensemble (GCSSE) model*. Plawiak et al.¹¹² predlažu novu metodologiju koja se sastoji od kombiniranja različitih metoda: Support Vector Machines (SVM), k-Nearest Neighbors (kNN), Probabilistic Neural Networks (PNN), fuzzy systems.

¹⁰² Altman, E.I., Haldeman, R.G., Narayanan, P., ZETA Analysis, Journal of Banking and Finance, 1, 1977, p. 29-54

¹⁰³ Zmijewski, M., E., Methodological issues related to the estimation of financial distress prediction models, Journal of Accounting Research 24

¹⁰⁴ Springate, Gordon L.V., "Predicting the Possibility of Failure in a Canadian Firm". Unpublished M.B.A. Research Project, Simon Fraser University, January 1978.

¹⁰⁵ Fulmer, John G. Jr., Moon, James E., Gavin, Thomas A., Erwin, Michael J., "A Bankruptcy Classification Model For Small Firms". Journal of Commercial Bank Lending (July 1984): pp. 25-37

¹⁰⁶ Bardos, M., Detecting the Risk of Company Failure, Journal of Banking and Finance, 22, 1998, p. 1-13

¹⁰⁷ Platt, H.D., Platt, M.B., A Linear Programming Approach to Bond Portfolio Selection, Economic Financial Computing, 1991, p.71-84, citirano u: Altman, E.I., Saunders, A., Credit Risk Measurement: Development Over the last 20 Years, Journal of Banking and Finance, 21, 1998, p.1721-1742

¹⁰⁸ Johnsen, T., Melicher, R.W., Predicting Corporate Bankruptcy and Financial Distress: Information Value Added by Multinomial Logit Models, Journal of Economics and Business, 1994, p. 269-286

¹⁰⁹ Altman, E.I., Marco, G., Varetto, F., Corporate Distress Diagnosis: Comparison Using Linear Discriminant Analysis and Neural Networks (the Italian Experience), Journal of Banking and Finance, 18, 1994, p. 505-529

¹¹⁰ Piramuthu, S., Financial Credit-Risk Evaluation with Neural and Nerofuzzy Systems, European Journal of Operational Research, 112, 1999, p.310-312

¹¹¹ Xiao, Zhou, Zhong, Xie, Gu, Liu, Cost-sensitive semi-supervised selective ensemble model for customer credit scoring, Knowledge-Based Systems, Vol.189, 2020.

¹¹² Plawiak, Abdar, Plawiak, Makarencov, Acharya, DGHNL: A new deep genetic hierarchical network of learners for prediction of credit scoring, Information Sciences, Volume 516, 2020, pp.401-418

Ekonomski pritisci koji su rezultirali iz povećane potražnje za kreditima zajedno s povećanom konkurencijom poduzeća na tržištu, te razvijanje tehnologije dovelo je do razvoja statističkih kredit scoring modela kako bi bio potpomognut proces donošenja odluka vezanih uz odobravanje kredita. Standardne statističke metode korištene u industriji razvoja skor-kartica su: diskriminacijska analiza, linearna regresija, logistička regresija i stablo odlučivanja. U univarijatnim kredit scoring modelima različiti financijski pokazatelji zajmotražitelja uspoređuju se s industrijskim normama odnosno normama grane djelatnosti. Kod korištenja multivarijatnih modela, ključne financijske varijable se kombiniraju kako bi se proizveo skor kreditnog rizika ili mjera vjerojatnosti da će komitent kasniti u plaćanju. Ako skor kreditnog rizika odnosno vjerojatnost da će doći do kašnjenja zauzme vrijednost iznad odabrane kritične vrijednosti, zajmotražitelj će biti odbijen ili podvrgnut pomnoj kontroli. Najuobičajeniji oblik diskriminacijske analize pokušava pronaći linearnu funkciju financijskih i tržišnih varijabli koja najbolje diskriminira između dvije grupe zajmotražitelja – onih koji plaćaju i onih koji ne plaćaju. To zahtijeva analizu skupa varijabli kako bi se maksimizirala varijanca između grupa i minimizirala varijanca unutar grupe. Slično tome, logit analiza koristi skup financijskih varijabli za predviđanje vjerojatnosti da će zajmotražitelj kasniti u plaćanju, pretpostavljajući da je ta vjerojatnost logistički distribuirana.

Beaver model

Beaver¹¹³ prvi uvodi statistički pristup za predviđanje financijskog neuspjeha. On je svoj alat bazirao na financijskim omjerima koje je izračunava na temelju računovodstvenih podataka. Od 30 omjera, pokazalo se da 3 najbolje predviđaju financijski neuspjeh:

- 1.) tijek novca/ukupna imovina
- 2.) čisti prihod/ukupni dugovi
- 3.) tijek novca/ukupni dugovi

¹¹³ Beaver, W., op.cit.

Za svaki pojedini omjer Beaver je izračunavao graničnu vrijednost pa je poduzeće s omjerom iznad te vrijednosti smješteno u grupu potencijalno uspješnih dok je poduzeće s vrijednošću omjera ispod definirane smješteno u grupu potencijalno neuspješnih poduzeća.

Tablica 1: Preciznost klasifikacije Beaverovog modela

Broj godina prije neuspjeha	tijek novca /ukupna imovina	čisti prihod/ ukupni dugovi	tijek novca/ ukupni dugovi	Veličina uzorka
1	0.10 (0.10)	0.13 (0.10)	0.15 (0.08)	158
2	0.20 (0.17)	0.21 (0.18)	0.20 (0.16)	153
3	0.24 (0.20)	0.23 (0.21)	0.22 (0.20)	150
4	0.28 (0.26)	0.24 (0.24)	0.26 (0.26)	128
5	0.28 (0.25)	0.22 (0.22)	0.32 (0.26)	117

Izvor: Beaver,W., Financial ratios as predictors of failure, Empirical Research in Accounting, 1966.

Prvi broj u svakoj ćeliji tablice 1. prikazuje udio pogrešno klasificiranih poduzeća u test uzorcima, a brojevi u zagradama prikazuju udio pogrešno klasificiranih poduzeća u originalnom uzorku. Može se primijetiti da udio pogrešno klasificiranih poduzeća raste zajedno s brojem godina koje prethode neuspjehu.

Iako je Beaverov model bio vrlo jednostavan univarijatan statistički model, on predstavlja početak upotrebe i primjene statističke metodologije u problemima kreditnog rizika.

[Altmanov z-score model](#)

Prvi model u kojemu počinje primjena multivarijantnog pristupa bio je Altmanov Z-skor model.¹¹⁴ On koristi multivarijatan pristup koji uključuje omjerne i kategorijalne varijable koje se kombiniraju kako bi se dobila mjera, nazvana skor kreditnog rizika, koja najbolje diskriminira između poduzeća koja su neuspješna i onih koja su uspješna. Očekuje se da će neuspješna poduzeća imati kretanje financijskih omjera

¹¹⁴ Altman,E.I., Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy, op.cit.

drugačije no što to imaju financijski zdrava poduzeća. I kod Altmanovog modela se definira granična vrijednost na temelju koje financijska institucija donosi odluku. Naime, zahtjevi za kredit se prihvaćaju ako je Z-skor poduzeća iznad definiranog Z-skora i obrnuto.

Istraživanje koje je proveo Altman napravljeno je na uzorku koji se sastojao od 33 neuspješna i 33 uspješna poduzeća. Kao rezultat višestruke diskriminacijske analize, dobiveni su slijedeći financijski omjeri:

1.) obrtni kapital/ukupna imovina (X_1)

Mjera neto likvidnosti u odnosu na ukupnu kapitalizaciju. Firma koja doživljava operativne gubitke imat će smanjenje tekuće imovine prema ukupnoj imovini.

2.) zadržana zarada/ukupna imovina (X_2)

Kod relativno mladih firmi će ovaj omjer biti niži jer one nisu imale vremena kumulirati dobit.

3.) dobit/ukupna imovina (X_3)

Kako se egzistencija poduzeća bazira na mogućnosti firme da svojim sredstvima ostvari zaradu, ovaj je omjer naročito prikladan za zaključivanje o mogućnosti bankrota poduzeća.

4.) tržišna vrijednost vlastitog kapitala /knjigovodstvena vrijednost obveza (X_4)

Ovaj omjer pokazuje koliko sredstva poduzeća gube na svojoj vrijednosti prije no što obveze premaše imovinu i poduzeće postane nesolventno.

5.) prodaja/ukupna imovina (X_5)

Rezultirajuća diskriminacijska funkcija:¹¹⁵

$$Z = 0,012X_1 + 0,014X_2 + 0,033X_3 + 0,006X_4 + 0,999X_5 \quad (3.1)$$

Donja granična vrijednost iznosi 1.81, što znači da će poduzeća čiji je Z-skor ispod te granice bankrotirati, dok je gornja granična vrijednost 2.99 iznad koje poduzeća neće bankrotirati. Za skorove između 1.81 i 2.99 su pronađene greške u originalnom uzorku. Preciznost kojom model diskriminira između uspješnih i neuspješnih poduzeća 1 godinu prije bankrota iznosi 95%, a dvije godine prije bankrota 82%.

Altman je 1993. revidirao originalan model kako bi se mogao napraviti skor za privatna poduzeća, zamjenjujući tržišnu vrijednost knjigovodstvenom vrijednosti prilikom izračunavanja X_4 .

¹¹⁵ Ibidem

Rezultat toga je Z'-skor model:¹¹⁶

$$Z' = 0,717X_1 + 0,847X_2 + 3,107X_3 + 0,420X_4 + 0,998X_5 \quad (3.2)$$

Donja granica iznosi $Z'=1.23$. Poduzeća ispod te granice se smatraju takvima da će bankrotirati, pa im neće biti odobren kredit, a gornja granica $Z'=2.90$ predstavlja granicu iznad koje se poduzeće smatra uspješnim.

Dakle, uz originalni model, kasnije su razvijena još dva oblika: model A Z-score, koji se odnosi na proizvodna poduzeća u privatnom vlasništvu, i model B Z-score, koji obuhvaća ostala (neproizvodna) poduzeća. Vrijednost Z-score-a se može kretati u rasponu od -4,0 do +8,0, a oblici modela se razlikuju u granicama vjerojatnosti odlaska u stečaj, kao što je prikazano sljedećom tablicom.

Tablica 2: Determinirane granice ocjene za Altman Z-Score

Altmanov Z-score model	Raspon ocjene (-4,0 do +8,0) rizik stečaja			
	Vrlo mali	„sivo područje“		vrlo veliki (95%)*
		zabrinutost	u roku od 2 godine	
Originalni	$\geq 3,0$	2,99 – 2,79	2,78 – 1,81	$\leq 1,80$
Model A	$\geq 2,9$	2,89 – 2,69	2,68 – 1,24	$\leq 1,23$
Model B	$\geq 2,6$	2,59 – 2,39	2,38 – 1,11	$\leq 1,10$

* Napomena: 95% je vjerojatnost da će se u poduzeću dogoditi stečaj u roku godinu dana, te je 70% vjerojatnost da će se stečaj dogoditi u roku dvije godine s ovakvom ocjenom.

Što je vrijednost Z-score-a veća, rizik za odlazak u stečaj je manji (to se odnosi na poduzeća čija je vrijednost pokazatelja veća od 3.0, 2.9 ili 2.6, ovisno o djelatnosti). Poduzeća s niskim rizikom stečaja smatraju se financijski zdravim poduzećima. Ukoliko se vrijednost Z-scorea nalazi u tzv. „sivom području“, riječ je o poduzeću podložnom stečaju, ali on se neće dogoditi bar unutar godinu ili dvije. Poduzeća sa niskom vrijednosti pokazatelja karakterizira izrazito nepovoljna financijska situacija i visok rizik odlaska u stečaj. Obzirom da je Altmanov model nastao kao rezultat empirijskih istraživanja, prigovara mu se nedovoljna teorijska utemeljenost u izboru pokazatelja. Prilikom primjene Altmanovog modela u našim uvjetima posebno je važno imati na umu kako su ponderi i navedene usporedne veličine rezultat

¹¹⁶ Caouette, J.B., Altman, E.I., Narayanan, P., Managing Credit Risk, op.cit., p. 119

istraživanja američkog gospodarstva sedamdesetih godina prošlog stoljeća. Međutim, kontinuirano praćenje Z-score-a u određenim vremenskim razdobljima, te primjena dobivenih vrijednosti u horizontalnoj analizi dat će korisnu sliku o kretanju financijske snage poduzeća tijekom vremena.

Izražen formulom, Z-score izgleda ovako:

A) za poduzeća u državnom vlasništvu

$$Z\text{-score} = 1,2X_1 + 1,4X_2 + 3,3X_3 + 0,6X_4 + 0,999X_5$$

A) za poduzeća u privatnom vlasništvu

$$Z'\text{-score} = 0,717X_1 + 0,847X_2 + 3,107X_3 + 0,420X_4 + 0,998X_5$$

Kralicekov Quicktest

Za razliku od Altmanovog modela koji podrazumijeva uglavnom statične pokazatelje, Kralicekov Quicktest se podjednako oslanja na statične i dinamične pokazatelje. Kreator ovog analitičkog financijskog testa je Austrijanac Peter Kralicek, a praktična uporaba ovog testa više je ograničena na zemlje Srednje Europe. Svrha modela je procjenjivanje financijske uspješnosti poduzeća i rentabilnosti sredstava. Pomoću četiri zasebna odnosa kojima mjeri rizičnost financiranja, likvidnost, rentabilnost i uspjeh, Quicktest daje jedinstvenu ocjenu od 1 do 5, pri čemu je 1 najveća ocjena. Izračun pokazatelja je neovisan o djelatnosti u kojoj poduzeće posluje. Veličine koje ulaze u izračun pokazatelja su:

- kratkotrajna imovina,
- zalihe,
- vlastiti kapital,
- ukupne obveze,
- ukupno kapital i obveze,
- poslovni prihodi,
- kamate na kapital,
- amortizacija, te
- dobit nakon oporezivanja.

Sve navedene veličine moguće je pronaći u finacijskim izvještajima bilanca i račun dobiti i gubitka. Postupak izračuna podrazumijeva, slično kao i u Altmanovom modelu, stavljanje u odnos određenih veličina i to na način prikazan u tablici:

Tablica 2: Pokazatelji za Kralicekov Quicktest

Pokazatelj	Brojnik	Nazivnik
Udio vlastitog kapitala u ukupnom kapitalu	vlastiti kapital	ukupno kapital i obveze
Vrijeme otplativosti u godinama	ukupne obveze umanjene za vrijednost kratkotrajne imovne	dobit nakon oporezivanja uvećana za iznos amortizacije
Postotak rentabilnosti ukupnog kapitala	dobit nakon oporezivanja + kamate na kapital	ukupno kapital i obveze
Udio gotovinskog tijeka u poslovnim prihodu	dobit nakon oporezivanja + amortizacija	poslovni pihod

Dobivene vrijednosti pojedinačnih pokazatelja se ocjenjuju prema unaprijed utvrđenim kriterijima, a iz pročitanih ocjena računa se prosječna ocjena koja može biti u razredu od 1 do 5 (ocjena 1 je izvrsna, dok ocjena 5 predstavlja najlošiju ocjenu).

Tablica 3.: Skala rangiranja uspjeha i ocjene prema Kraliceku

Pokazatelj	Izvrsno (1)	Vrlo dobro (2)	Dobro (3)	Loše (4)	Opasnost od insolventnosti (5)
Koeficijent vlastitog financiranja	> 30	≥ 20	≥ 10	< 10	negativan rezultat
Vrijeme otplativosti duga u godinama	< 3	≤ 5	≤ 12	≤ 30	> 30
Postotak rentabilnosti ukupnog kapitala	> 15	>12	≥ 8	< 8	negativan rezultat
Udio gotovinskog tijeka u poslovnom prihodu	> 10	≥ 8	≥ 5	< 5	negativan rezultat

Srednja vrijednost prva dva pokazatelja je zapravo ocjena financijske stabilnost, dok srednja vrijednost druga dva pokazatelja predstavlja kombinaciju pokazatelja ukupnog uspjeha i rentabilnosti.