



IMPLEMENTACJA MODELI SCORINGOWYCH W PROCESIE TWORZENIA PORTFELA INWESTYCYJNEGO – ANALIZA DOCHODOWOŚCI I RYZYKA NA PRZYKŁADZIE GIEŁDY PAPIERÓW WARTOŚCIOWYCH W WARSZAWIE

Arkadiusz Marcela¹

¹ Uniwersytet Ekonomiczny w Katowicach, Polska, arkadiusz.marcela03@gmail.com,
ORCID: <https://orcid.org/0009-0007-7757-7536>

Received: 11.06.2025 | Revised: 7.07.2025 | Accepted: 9.07.2025 | Available on-line: 10.10.2025

ABSTRAKT

CEL: Celem artykułu jest przedstawienie potencjału modeli scoringowych jako narzędzia wspomagającego proces budowy portfela inwestycyjnego na przykładzie spółek notowanych na Giełdzie Papierów Wartościowych w Warszawie. Badanie analizuje skuteczność autorskiego modelu scoringowego pod kątem dochodowości i poziomu ryzyka w porównaniu z polskim indeksem giełdowym WIG.

METODA: Przetestowano dwie wersje autorskiego modelu scoringowego (binarną oraz wielostopniową), różniące się skalą przyznawanych punktów. Modele oceniały spółki na podstawie sześciu wskaźników – czterech finansowych oraz dwóch dywidendowych. Skład portfela aktualizowano co kwartał w latach 2019-2023, a jego wyniki porównano z benchmarkiem WIG, wykorzystując miary efektywności oraz ryzyka, takie jak średnia stopa zwrotu, odchylenie standardowe oraz wskaźnik Sharpe’a.

WYNIKI I WNIOSKI: Oba modele znacznie przewyższyły benchmark, osiągając ponad 240% skumulowanej stopy zwrotu, wobec 38,7% dla indeksu WIG. Model 5-stopniowy, mimo mniejszej liczby spółek w portfelu, wykazał wyższą efektywność selekcji dzięki punktacji, która umożliwiła bardziej precyzyjne odseparowanie spółek atrakcyjnych inwestycyjnie o mniejszym ryzyku od pozostałych podmiotów. W obu przypadkach uzyskano wyższe wartości wskaźnika Sharpe’a i niższą zmienność portfela.

ORYGINALNOŚĆ I WKŁAD: Artykuł prezentuje autorski model scoringowy i wnosi wkład do literatury poprzez pokazanie, że nawet proste modele oceny punktowej mogą skutecznie wspierać indywidualnych inwestorów w konstruowaniu portfeli inwestycyjnych oraz pozwolić na wprowadzenie pewnej automatyzacji do procesu budowy własnego portfela.

SŁOWA KLUCZOWE: modele scoringowe w finansach, selekcja spółek, ryzyko inwestycyjne, punktowa ocena przedsiębiorstw, budowa portfela inwestycyjnego, efektywność inwestycji.

JEL: G11, C44, G32.

1. WPROWADZENIE

Obserwowana od kilku lat rosnąca popularność oraz zainteresowanie rynkami kapitałowymi wśród coraz większych grup inwestorów indywidualnych to zjawisko godne uwagi (zob. tabela 1). Świadczy ono o pozytywnej ewolucji w kierunku większej odpowiedzialności finansowej oraz dostrzeganiu problemu związanego ze spadkiem atrakcyjności tradycyjnych form oszczędzania szeroko wybieranych przez społeczeństwo, takich jak lokaty bankowe, detaliczne obligacje skarbowe czy konta oszczędnościowe.

Tabela 1. Liczba rachunków papierów wartościowych i rachunków zbiorczych na przestrzeni lat – dane w milionach

Rok	2020	2021	2022	2023	2024	2025
Liczba rachunków [w milionach]	1,25	1,34	1,38	1,62	1,73	2,01

Źródło: Opracowanie własne na podstawie danych z KDPW.

Na podstawie danych opublikowanych przez Stowarzyszenie Inwestorów Indywidualnych w ramach Ogólnopolskiego Badania Inwestorów przeprowadzonego w 2024 roku, możliwe jest stworzenie profilu przeciętnego polskiego inwestora indywidualnego. Charakteryzuje się on płcią męską (91,9%), wiekiem z przedziału 36-45 lat (32,5%) oraz wykształceniem wyższym (74,7%) nieekonomicznym (54,6%). Ponad połowa (59,2%) ankietowanych jest aktywna zawodowo, zatrudniona na umowie o pracę bądź zlecenie ze stażem inwestycyjnym do 5 lat (55%). Na przestrzeni ostatnich 5 lat grupa inwestorów z tym stażem systematycznie rośnie, co świadczy o zwiększającej się liczbie indywidualnych uczestników rynków kapitałowych. Natomiast znaczącą zmianą możliwą do zaobserwowania w strukturze motywacji inwestorów indywidualnych do podejmowania działań jest zwiększenie się intencji związanych z oszczędzaniem na emeryturę. Znacząca część ankietowanych określiła się jako inwestorzy regularni, dopłacający do portfela inwestycyjnego miesięcznie bądź kilka razy w roku (kolejno 47,1% oraz 30%) z maksymalnie 5-letnim horyzontem inwestycyjnym. Najczęściej wskazywanym składnikiem aktywów posiadanym w portfelu są natomiast akcje notowane na GPW, fundusze ETF oraz obligacje skarbowe (Stowarzyszenie Inwestorów Indywidualnych, 2024).

Portfel przeciętnego polskiego inwestora koncentruje się więc na wyższej stopie zwrotu kosztem większego ryzyka. Mimo że takie rozwiązanie wydaje się potencjalnie bardziej efektywne, wymaga o wiele większych nakładów pracy, czy posiadania wiedzy z zakresu sprawozdawczości finansowej, ekonomii, rachunkowości oraz umiejętności analitycznych w celu odpowiedzialnego doboru składników portfela. Jednym z większych zagrożeń implementacji takiej strategii jest czynnik emocjonalny, który może zaburzać obiektywną ocenę spółek bądź powodować przywiązanie sentymentalne do wybranych przedsiębiorstw, co może skutkować dodatkowym ryzykiem inwestycyjnym. Eliminacja czynnika emocjonalnego ze strategii inwestycyjnej jest więc procesem wielce pożądanym. Jedną z możliwości jest ograniczenie decyzyjności człowieka w procesie doboru spółek do portfela na rzecz modeli działających na podstawie schematów (algorytmów) realizujących wcześniej określone założenia. Modele scoringowe są jednym z rozwiązań wpisujących się w taką definicję.

W tym artykule zostały zaprezentowane oraz scharakteryzowane najpopularniejsze modele scoringowe oraz została omówiona sama idea stosowania ich nie tylko w finansach, ale również w innych dziedzinach nauki, co dowodzi ich uniwersalności. W dalszej części artykułu zostały przedstawione założenia autorskiego modelu scoringowego oraz zaprezentowane wyniki przeprowadzonego badania w porównaniu z benchmarkiem – najszerszym indeksem WIG – mającym na celu odzwierciedlać stopy zwrotu z przeciętnego portfela polskich spółek giełdowych. Analizie zostały również poddane dane przekrojowe uzyskane podczas badania (składy portfela w poszczególnych okresach badawczych czy udział sektorów). W ostatniej części opracowania podjęto się interpretacji uzyskanych wyników oraz skomentowano rezultaty i założenia

samego badania, a ponadto sformułowano wnioski i zaproponowano przyszłe podejścia w kontekście konstruowania oraz badania modeli scoringowych.

2. PRZEGLĄD LITERATURY

2.1. IDEA STOSOWANIA MODELI SCORINGOWYCH

Modele scoringowe, zwane również punktową oceną ryzyka, znajdują zastosowanie wszędzie tam, gdzie celem jest prognozowanie określonych zdarzeń na podstawie dostarczonych danych – jakościowych bądź ilościowych (Wycinka, 2013). Wprowadzone dane oceniane są za pomocą wybranej skali (punktowej, w tym binarnej, skokowej czy ciągłej, bądź skali nieliczbowej, najczęściej literowej), a następnie poszczególne składowe są sumowane w celu uzyskania ostatecznej oceny przedmiotu badania. Nie wszystkie oceniane cechy są jednak istotne w równym stopniu, dlatego w niektórych modelach scoringowych przed sumowaniem możliwe jest zastosowanie wag (mnożników).

Idea stosowania tego typu modeli polega na przekształcaniu wspomnianych wcześniej informacji na ustandaryzowany, porównywalny wynik, umożliwiający skonfrontowanie ocenianych jednostek między sobą. Takie podejście pozwala wyłonić jednostki wypadające lepiej na tle pozostałych (w przypadku porównań bezpośrednich) lub porównać uzyskane wyniki z wcześniej ustaloną skalą, w celu skategoryzowania jednostki, np. pod względem poziomu zaawansowania potencjalnego zagrożenia bankructwem czy prawdopodobieństwa wystąpienia choroby. Opisane wyżej ogólne cechy modeli scoringowych umożliwiają ich łatwe dostosowywanie do założeń oraz wymagań badania, co przemawia za ich szerokim zastosowaniem w dziedzinach działalności człowieka związanej z ryzykiem (Wycinka, 2013).

2.2. ZARYS HISTORYCZNY ORAZ PRZEGLĄD NAJPOPULARNIEJSZYCH MODELI SCORINGOWYCH

Początki matematycznego podejścia do oceny ryzyka sięgają pierwszej połowy XX wieku. Przełomowa praca Fishera (1936) wprowadziła analizę dyskryminacyjną, która, choć pierwotnie zastosowana w biologii, stała się fundamentem współczesnych modeli scoringowych. Wkrótce potem Durand (1941) zaprezentował wykorzystanie metod statystycznych do oceny ryzyka kredytowego, co stanowiło istotny krok w kierunku zautomatyzowanych systemów punktacji. W latach 50. XX wieku zaczęto stosować pierwsze zautomatyzowane modele scoringowe, głównie w kontekście decyzji kredytowych, co pozwoliło na obiektywizację procesu oceny wiarygodności finansowej. W kolejnych dekadach modele scoringowe znalazły zastosowanie w szerszym kontekście analizy inwestycyjnej, szczególnie w ocenie kondycji przedsiębiorstw. W 1968 roku Altman opracował model Z-Score, wykorzystujący wielowymiarową analizę dyskryminacyjną (MDA) do przewidywania bankructw. Model ten opierał się na pięciu kluczowych wskaźnikach finansowych, takich jak płynność, rentowność i rotacja aktywów, stając się podstawą dla późniejszych badań nad oceną ryzyka przedsiębiorstw (Altman, 1968). W 1980 roku Ohlson zaproponował alternatywne podejście w postaci modelu O-Score, opartego na regresji logistycznej, które eliminowało niektóre ograniczenia metody MDA (Ohlson, 1980).

W latach 90. i na początku XXI wieku nastąpił dalszy rozwój modeli scoringowych, skupiających się nie tylko na bankructwach, ale także na jakości sprawozdań finansowych i potencjale inwestycyjnym spółek. Beneish (1999) wprowadził model M-Score, służący do wykrywania manipulacji księgowych, co okazało się szczególnie przydatne w analizie przypadków, takich jak upadek firmy Enron. W 2000 roku Piotroski zaproponował model F-Score, który koncentrował się na identyfikacji spółek o solidnych fundamentach finansowych.

wych, wykorzystując dziewięć wskaźników oceniających rentowność, płynność i efektywność operacyjną (Piotroski, 2000). Kolejne modele, takie jak G-Score (Mohanram, 2005), L-Score (Dorantes, 2013) i C-Score (Montier, 2008), poszerzyły zakres zastosowań scoringu w inwestycjach. G-Score skupiał się na spółkach wzrostowych, L-Score na wykrywaniu niespójności w sprawozdaniach finansowych, a C-Score na ocenie konserwatyzmu rachunkowego. Wszystkie te modele przyczyniły się do rozwoju metod ilościowych w zarządzaniu portfelem inwestycyjnym, umożliwiając bardziej precyzyjną selekcję aktywów oraz lepszą ocenę ryzyka związanego z inwestycjami.

Modele scoringowe ewoluowały więc od prostych metod statystycznych do zaawansowanych narzędzi analitycznych, które obecnie stanowią nieodłączny element nowoczesnej analizy inwestycyjnej. Ich rozwój odzwierciedla postęp w dziedzinie ekonomii, statystyki i uczenia maszynowego, a także rosnące zapotrzebowanie na obiektywne metody oceny ryzyka i wartości przedsiębiorstw.

2.3. DOTYCHCZASOWE BADANIA NAD ZASTOSOWANIEM MODELI SCORINGOWYCH W BUDOWANIU PORTFELA

Przeprowadzono wiele badań potwierdzających, że stosowanie modeli scoringowych przyczynia się do osiągania wyższych stóp zwrotu niż przyjęte benchmarki oraz zmniejsza ryzyko całkowite portfela. W pracy „Creating quality portfolios using score-based models: A systematic review” stwierdzono, że inwestowanie oparte na scoringu nie tylko przewyższa rynek, ale także chroni inwestorów przed ryzykiem wynikającym ze złych inwestycji (Khatwani i in., 2024). Zróżnicowane wyniki badań krajowych również potwierdzają, że skuteczność modeli scoringowych w dużej mierze zależy od zastosowanej metodologii oraz jakości wykorzystanych danych. Przykładowo w pracy dotyczącej Taksonomicznej Miary Atrakcyjności Inwestowania (TMAI) wykazano jedynie słabą korelację między skonstruowanym rankingiem spółek a faktycznymi stopami zwrotu, co może być efektem ograniczonego zestawu wskaźników oraz braku uwzględnienia uwarunkowań sektorowych (Dmitruk, 2012). Podobnie strategia selekcji spółek na podstawie klasycznych wskaźników fundamentalnych nie przyniosła lepszych wyników niż indeks WIG, co sugeruje ograniczenia prostych podejść opartych na rankingu cech bądź zastosowania zbyt małej liczby branych pod uwagę wskaźników (Sekuła, 2016). Z drugiej strony bardziej zaawansowane narzędzia analityczne, takie jak algorytmy uczenia ze wzmocnieniem (G-learning), pozwalają na dynamiczną alokację aktywów w zależności od warunków rynkowych i charakteryzują się korzystniejszym profilem ryzyka i zwrotu niż tradycyjne portfele benchmarkowe (Tratkowski, 2022). Choć nie wszystkie podejścia przynoszą jednoznacznie pozytywne rezultaty, wyniki te wskazują, że efektywność modeli scoringowych może być znacznie wyższa, gdy są one właściwie zaprojektowane (między innymi posiadają wystarczającą liczbę oraz odpowiednio dobrane wskaźniki reprezentujące sytuację finansową przedsiębiorstwa czy oceniają cechy na podstawie poprawnie ustalonej skali) i wsparte są zaawansowaną analityką.

Z kolei wyniki badania dotyczącego wykorzystania wskaźnika F-Score Piotroskiego do prognozowania niewypłacalności przedsiębiorstw indyjskich wskazują na jego istotną wartość predykcyjną nie tylko w kontekście inwestycyjnym, ale również kredytowym (Agrawal, 2015). Okazało się, że wyższe wartości F-Score istotnie korelują z niższym prawdopodobieństwem niewypłacalności, co może świadczyć o jego uniwersalności jako narzędzia oceny kondycji finansowej firm. Co istotne, większą skuteczność wykazały modele uwzględniające poszczególne komponenty F-Score niż zagregowany wskaźnik, co sugeruje, że precyzyjna identyfikacja wpływowych zmiennych (np. zmiany zadłużenia) może zwiększyć trafność prognoz. To znajduje odzwierciedlenie również w innych badaniach dotyczących modeli empiryczno-indukcyjnych, gdzie zastosowanie większej liczby objaśniających zmiennych (np. zysków, ryzyka, zadłużenia) w modelach wyceny wartości akcji poprawiało dopasowanie modeli oraz zwiększało trafność generowanych sygnałów inwesty-

cyjnych (Pośpiech i Mastalerz-Kodzis, 2017). Wnioski te potwierdzają, że skuteczność modeli scoringowych zależy nie tylko od jakości danych, ale również od ich odpowiedniej struktury i liczby zmiennych uwzględnianych w modelu, co przekłada się zarówno na trafność wyceny, jak i redukcję ryzyka inwestycyjnego.

Modele scoringowe oparte na koncepcji F-Score Piotroskiego, będące głównym przedmiotem zainteresowania badania przeprowadzonego w tej pracy, zostały również dogłębnie przetestowane na polskim rynku kapitałowym w kilku pracach Pilcha. Autor przeprowadził zarówno badania skuteczności klasycznego F-Score w wybranych sektorach GPW, takich jak branża IT i gier wideo (Pilch, 2021), jak i próbę stworzenia autorskich wariantów modeli (X-Score, Y-Score) dostosowanych do lokalnych warunków. Wyniki empiryczne potwierdziły przydatność klasycznego F-Score jako narzędzia wspierającego strategię inwestowania wartości (Pilch, 2023a). Dodatkowo analiza szerokiej próby spółek z wysokim wskaźnikiem B/M wykazała, że choć modele scoringowe generują dodatnie stopy zwrotu, nie gwarantują one istotnej przewagi względem prostego podejścia opartego na samym wskaźniku wartości (Pilch, 2023b).

2.4. PODSUMOWANIE PRZEGLĄDU LITERATURY, OKREŚLENIE LUKI BADAWCZEJ ORAZ HIPOTEZ

Pomimo wcześniejszej klasyfikacji modeli scoringowych na dwie główne grupy (ryzyko zadłużenia oraz kapitał własny), można doszukać się pomiędzy nimi znaczących podobieństw (schematów). Każdy z opisanych modeli korzysta z danych liczbowych pochodzących ze sprawozdań finansowych (bilans, rachunek zysków i strat [RZiS], rachunek przepływów pieniężnych [CF]), na podstawie których wyliczane są wskaźniki finansowe. Liczba wykorzystanych wskaźników wynosi od 5 do 9 (z medianą równą 8). Tabela 2 przedstawia zastawienie źródeł, z których pochodzą dane wejściowe, zastosowanych wskaźników, ich kryteriów oceny oraz liczby w poszczególnych modelach.

Tabela 2. Zestawienie źródeł danych, liczby wskaźników, kryteriów ocen oraz skali punktowych zastosowanych w poszczególnych modelach scoringowych

Model	Źródło danych	Liczba wskaźników	Kryteria oceny wskaźników	Skala punktowa modelu
Z-Score	Bilans, RZiS	5	mnożone przez wagę	ciągła
O-Score	Bilans, RZiS	9	zmienne wejściowe w regresji	ciągła
M-Score	Bilans, RZiS	8	podstawiane do wzoru	ciągła
F-Score	RZiS, CF	9	ocena binarna	skokowa
G-Score	RZiS + inne	8	ocena binarna	skokowa
C-Score	Bilans, RZiS	6	ocena binarna	skokowa
L-Score	RZiS, CF	8	ocena binarna	skokowa

Źródło: Opracowanie własne na podstawie: Khatwani, Mishra, Kumar i in. (2024).

Większość przytoczonych badań poświęcona jest weryfikacji skuteczności powstałych już modeli oceny za sprawą różnego doboru danych wejściowych (rynk, sektory, przyjmowane okresy badawcze). Niektórzy badacze zdecydowali się na testowanie modeli zawierających minimalne przekształcenia oryginalnych koncepcji, zmieniając wskaźniki zaproponowane przez autorów czy zmieniając oryginalne kryteria oceny. Dla inwestora indywidualnego kluczowe wnioski są natomiast następujące: modele scoringowe mogą służyć jako skuteczne narzędzie selekcji spółek, pod warunkiem odpowiedniego doboru wskaźników i uwzględnienia specyfiki rynku. Warto łączyć je z analizą jakościową oraz dostosowywać poziom złożoności do własnych możliwości analitycznych. Praktyczne zastosowanie wymaga również weryfikacji historycznej skuteczności danego modelu na konkretnym rynku, co pozwala uniknąć mechanicznego stosowania metod, które mogą być nieadekwatne do lokalnych uwarunkowań.

Po przeprowadzonym przeglądzie stanu aktualnych badań i opracowań odnoszących się do zastosowania modeli scoringowych w budowaniu portfeli inwestycyjnych, stwierdzono, że w chwili obecnej istnieje luka badawcza dotycząca zastosowania autorskich modeli oceny punktowej. Ponadto po przestudiowaniu dotychczasowych badań powstało kilka hipotez wymagających weryfikacji:

- Proste modele scoringowe używane przy budowie portfela inwestycyjnego umożliwiają osiągnięcie wyższych stóp zwrotu w porównaniu z przyjętym benchmarkiem reprezentującym przeciętny skład portfela danego rynku.
- Zastosowanie skokowej skali punktowej w ocenie przedsiębiorstw ze względu na dokładniejsze przyporządkowanie noty do wartości wskaźnika prowadzi do wzrostu efektywności budowanych portfeli w porównaniu z zastosowaniem skali binarnej.

3. METODYKA

3.1. ZAŁOŻENIA OGÓLNE

Badaniem objęto spółki notowane na GPW, jednocześnie wchodzące w skład indeksu WIG. Okres badania obejmował kolejne kwartały od pierwszego kwartału 2019 roku (1Q2019) do ostatniego kwartału 2023 roku (4Q2023), zwane dalej okresami badawczymi. W każdym z nich do portfela inwestycyjnego włączano spółki, które uzyskały najwyższe oceny scoringowe. Za cenę zakupu przyjmowano cenę zamknięcia z dnia rozpoczynającego dany okres, natomiast za cenę sprzedaży – cenę zamknięcia z ostatniego dnia tego okresu. W kalkulacjach pominięto koszty transakcyjne, obciążenia podatkowe oraz prowizje maklerskie.

Jako kryteria oceny postanowiono zastosować sześć wskaźników, które w zależności od badanego modelu będą oceniane z zastosowaniem skali binarnej (Model 1) oraz skali 5-stopniowej przyjmującej wartości skokowe – liczby całkowite od –2 do 2 (Model 2). Wybranymi wskaźnikami starano się odzwierciedlić najważniejsze sfery przedsiębiorstwa, takie jak efektywność operacyjną (Return on Assets – ROA), rentowność sprzedaży (Net Profit Margin – NPM), atrakcyjność inwestycyjną (Earnings Per Share – EPS), wycenę majątku firmy (Book Value Per Share – BVPS). Na podstawie przestudiowanej literatury zdecydowano się na wyżej wymienione wskaźniki, biorąc pod uwagę poniższe argumenty:

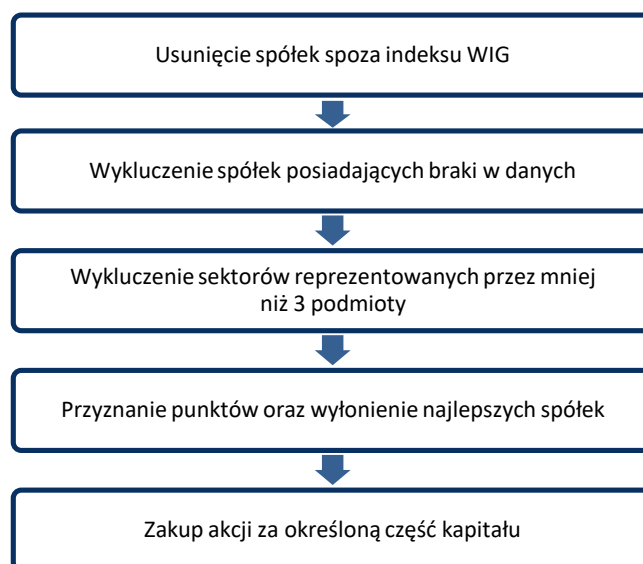
- ROA – jest bardziej obiektywnym wskaźnikiem efektywności operacyjnej niż ROE ze względu na mniejszą podatność na wpływ struktury kapitałowej przedsiębiorstwa. Umożliwia więc porównanie firm niezależnie od struktury finansowania, co zwiększa jego wartość poznawczą (Wilczyński, 2014).
- NPM – wskazuje realną zyskowność netto, obejmującą zarówno koszty operacyjne, jak i finansowe oraz podatki. Zgodnie z badaniami posiada największy wpływ na wzrost zysku spośród alternatyw (np. Gross Profit Margin – GPM), co potwierdza jego wartość prognostyczną (Narisiwari i Nugraha, 2020).
- EPS – pozwala ocenić opłacalność inwestycji z punktu widzenia akcjonariusza – jest najbardziej bezpośrednim wskaźnikiem zwrotu. W porównaniu z alternatywami (np. Price to Earnings – P/E) jest wskaźnikiem mniej podlegającym wpływom rynkowym czy spekulacjom (Gąsior, 2011; Wilczyński, 2014).
- BVPS – umożliwia ocenę solidności majątkowej spółki i porównanie z wyceną rynkową, jednocześnie będąc mniej podatnym na spekulacje niż jego alternatywa Price to Book Value (P/BV). Wynika to z faktu, że P/BV, tak jak P/E, zawiera w sobie cenę rynkową akcji, co z natury czyni go bardziej podatnym na wahania rynkowe (Gąsior, 2011).

Dodatkowymi dwoma wskaźnikami mającymi na celu odzwierciedlenie polityki dywidendowej przedsiębiorstw są Trend dywidendowy (TD) oraz Historia dywidendowa (HD). Wskaźniki dywidendowe HD oraz TD wyliczono na podstawie danych o historycznych dywidendach pochodzących z biblioteki Yfinance. Określają one odpowiednio: ile razy w ciągu ostatnich pięciu lat wypłacono dywidendę oraz ile razy jej wartość

rosła rok do roku. Na tej podstawie przyznawano punkty w skali 0–5, gdzie 0 oznacza brak takich zdarzeń, a 5 ich wystąpienie w każdym roku. Badania empiryczne sugerują, że zmiany w polityce dywidend są odczytywane przez akcjonariuszy jako informacja o przyszłych zyskach firmy. Wzrost dywidend może sugerować, że zarząd spodziewa się wyższych zysków w przyszłości, a ich obniżenie bądź wstrzymanie może sugerować przewidywane niższe zyski (Perepeczo, 2013). Dodatkowo regularnie wypłacana dywidenda o trendzie wzrostowym może oznaczać, że przedsiębiorstwo osiągnęło pewien stopień stabilności finansowej, a generowane zyski są wyższe niż środki wymagane na dalszy rozwój.

3.2. PROCES SELEKCJI SPÓŁEK DO PORTFELA INWESTYCYJNEGO

Proces selekcji spółek do portfela inwestycyjnego miał charakter wieloetapowy oraz powtarzalny dla każdego okresu badawczego. Na każdym etapie eliminowano podmioty niespełniające określonych kryteriów bądź prezentujące wyniki gorsze w porównaniu do danego sektora. Poszczególne etapy selekcji zaprezentowano na rysunku 1.



Rysunek 1. Etapy selekcji spółek do portfela

Źródło: Opracowanie własne.

W pierwszym etapie wykluczono przedsiębiorstwa, które na moment ustalania składu portfela nie wchodziły w skład indeksu WIG. Dane te pochodziły z historycznych portfeli indeksów publikowanych kwartalnie na stronie GPW (GPW Benchmark, 2025). Pod uwagę brany był ostatni dostępny raport na dzień rozpoczynający okres badawczy. Następnie, na podstawie danych z serwisu NOTORIA (Serwis NOTORIA, 2025), pozyskano wartości wcześniej wybranych wskaźników finansowych (ROA, EPS, BVPS, NPM). Następnie spółki z niekompletnym zestawem danych (nieznane wartości) zostały wykluczone. W kolejnym kroku wyeliminowano sektory reprezentowane przez mniej niż trzy spółki, w celu zapewnienia odpowiedniej reprezentatywności. Na podstawie zgromadzonych danych każdej spółce przyznano punkty oraz zsumowano wyniki, aby uzyskać ostateczną ocenę scoringową.

3.3. PRZYJĘTE METODY OCENIANIA SPÓŁEK W MODELACH

W celu weryfikacji wcześniej postawionych hipotez zostały skonstruowane dwa modele scoringowe, zróżnicowane pod względem skali przyznawanych punktów. W pierwszym modelu (model binarny) spółki oceniano zgodnie z tabelą 3, natomiast w drugim modelu (model 5-stopniowy) zgodnie z tabelą 4. W obu przypadkach ocena spółek była dokonywana na tle innych podmiotów z tego samego sektora, a nie względem całej badanej próby.

Tabela 3. Metodyka przyznawania punktów w modelu binarnym ze względu na wartości poszczególnych wskaźników

Liczba przyznanych punktów	0	1
Progi dla wskaźników finansowych	$\leq$ Mediana	$>$ Mediana
Progi dla wskaźników dywidendowych	< 4	≥ 4

Źródło: Opracowanie własne.

Tabela 4. Metodyka przyznawania punktów w modelu 5-stopniowym ze względu na wartości poszczególnych wskaźników

Liczba przyznanych punktów	-2	-1	0	1	2
Progi dla wskaźników finansowych (percentyle)	≤ 20	(20; 40)	(40; 60)	(60; 80)	> 80
Progi dla wskaźników dywidendowych	0	1	2	3	4-5

Źródło: Opracowanie własne.

W modelu binarnym do portfela inwestycyjnego włączano spółki z sumą punktów większą bądź równą 4, natomiast w modelu 5-stopniowym spółki, które uzyskały co najmniej 7 punktów. Na podstawie uzyskanych wyników ustalano skład portfela inwestycyjnego na każdy okres badawczy. Kapitał początkowy przypadający na dany okres dzielono procentowo pomiędzy trzy kategorie spółek według idei autora (zob. tabela 5), a następnie równomiernie pomiędzy spółki w każdej z kategorii. Po zakończeniu każdego okresu badawczego portfel był całkowicie rebalansowany – sprzedawano wszystkie akcje, a uzyskany kapitał był wartością początkową kolejnego okresu.

Tabela 5. Podział kapitału pomiędzy kategorie spółek oraz sposób ich ustalania

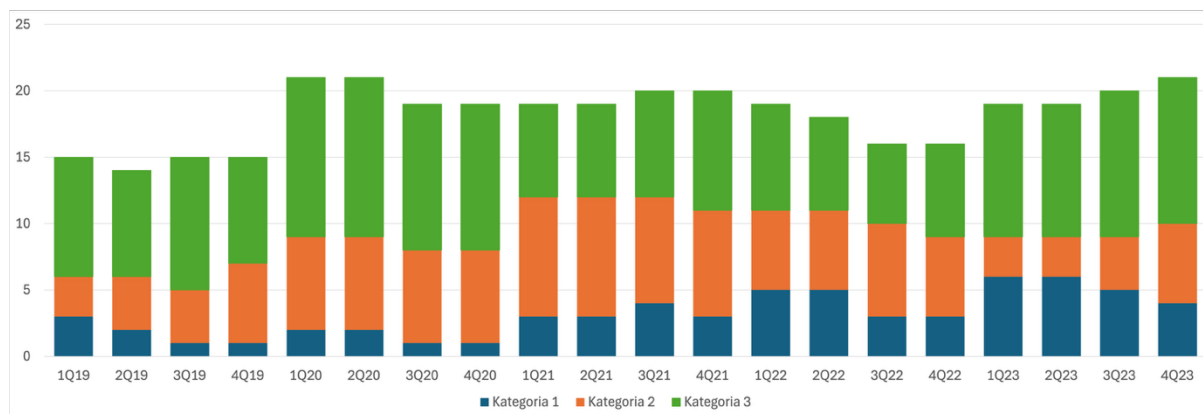
Kategoria spółki	Liczba punktów dla danej kategorii		Procentowy przydział kapitału
	Model binarny	Model 5-stopniowy	
1	6	11-12	50
2	5	9-10	33
3	4	7-8	17

Źródło: Opracowanie własne.

W celu porównania efektywności badanych modeli posłużono się benchmarkiem, który odpowiadał stopom zwrotu indeksu WIG. Ocenie podlegały statystyki opisowe oraz miary efektywności stóp zwrotu obydwu modeli oraz benchmarku (średnia, odchylenie standardowe, wskaźnik Sharpe'a oraz geometryczna stopa zwrotu dla badanego okresu). Przy obliczaniu tego wskaźnika wykorzystano przeciętną miesięczną wartość stopy WIBOR3M (wyliczoną za pomocą średniej arytmetycznej z danych pobranych z serwisu Stooq) jako stopę wolną od ryzyka (Sharpe, 1966; Sharpe, 1994; Stooq, 2025).

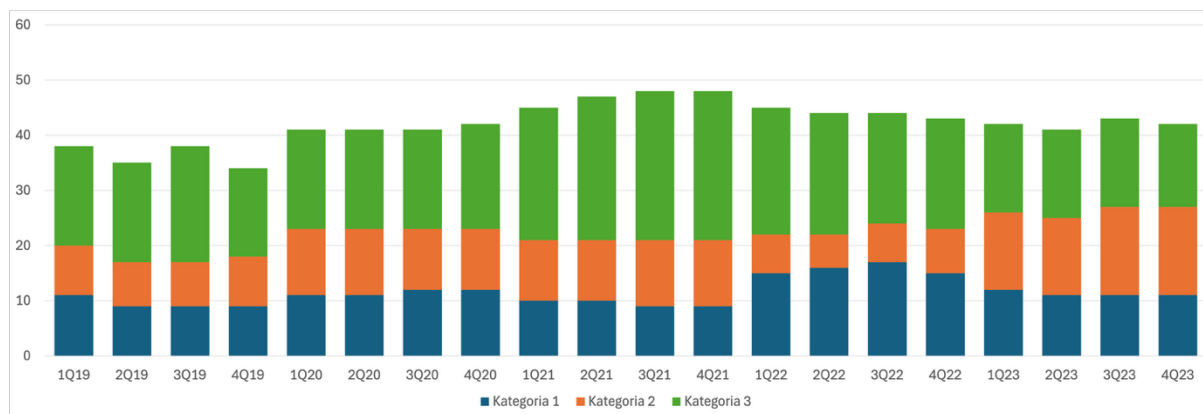
4. WYNIKI BADAŃ

Część empiryczna badania została przeprowadzona zgodnie z procedurą opisaną w punkcie 3. Strategia inwestycyjna została przetestowana w 20 kolejnych kwartałach, począwszy od pierwszego kwartału 2019 roku. W każdym z nich w skład portfela wchodziły najwyżej oceniane spółki. Rysunki 2 i 3 przedstawiają liczbę spółek w portfelach w poszczególnych kwartałach z rozróżnieniem na kategorie przypisane spółkom ze względu na uzyskany wynik, kolejno dla modelu 5-stopniowego oraz modelu binarnego.



Rysunek 2. Liczba spółek w portfelu (z podziałem na przyznane kategorie) dla kolejnych kwartałów – model 5-stopniowy

Źródło: Opracowanie własne.

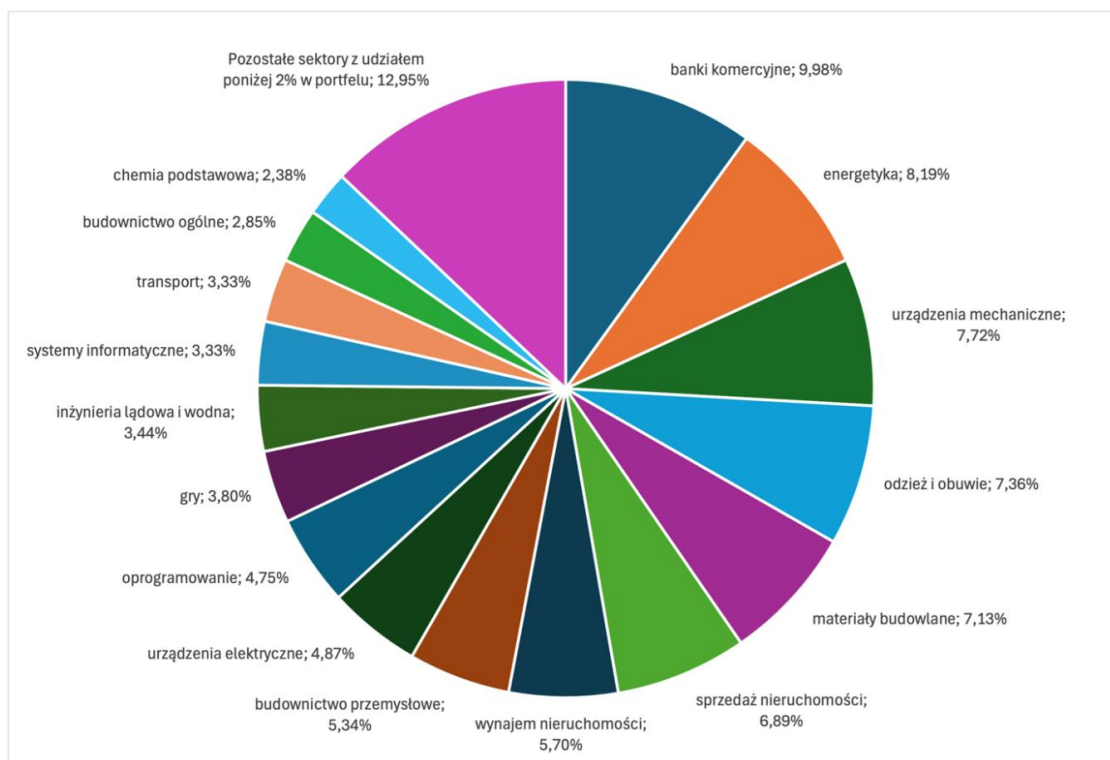


Rysunek 3. Liczba spółek w portfelu (z podziałem na przyznane kategorie) dla kolejnych kwartałów – model binarny

Źródło: Opracowanie własne.

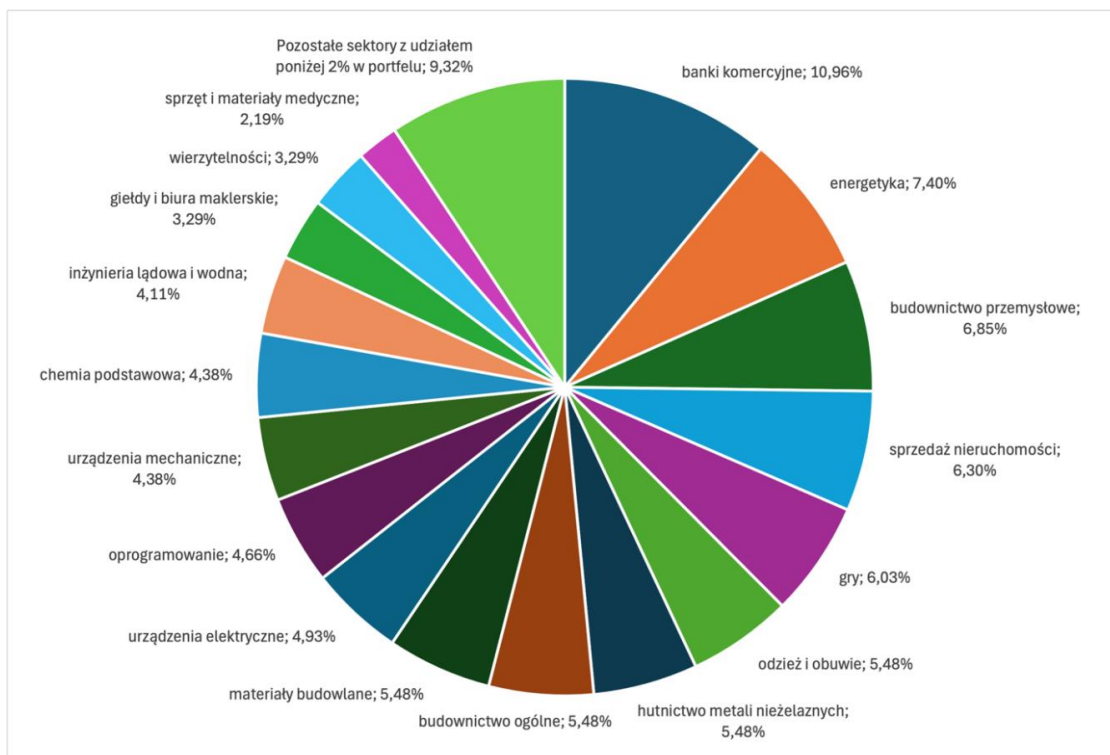
W modelu binarnym liczba spółek w portfelu wahała się od 34 do 48, przy średniej 42,1 oraz odchyleniu standardowym wynoszącym 3,8. Z kolei w modelu 5-stopniowym liczba ta mieściła się w przedziale od 14 do 21, przy średniej 18,25 i odchyleniu standardowym 2,25.

Rysunki 4 i 5 przedstawiają udział poszczególnych sektorów w strukturze całego portfela inwestycyjnego (wszystkie kwartały razem), kolejno dla modelu binarnego oraz modelu 5-stopniowego. W modelu binarnym liczba sektorów znajdujących się w portfelu wynosi 30, natomiast w modelu 5-stopniowym 25. W obydwu przypadkach sektorami o największym procentowym udziale są banki komercyjne (9,98%, 10,96%) oraz energetyka (8,19%, 7,40%).



Rysunek 4. Udział poszczególnych sektorów w strukturze całego portfela inwestycyjnego (wszystkie kwartały razem) – model binarny

Źródło: Opracowanie własne.



Rysunek 5. Udział poszczególnych sektorów w strukturze całego portfela inwestycyjnego (wszystkie kwartały razem) – model 5-stopniowy

Źródło: Opracowanie własne.

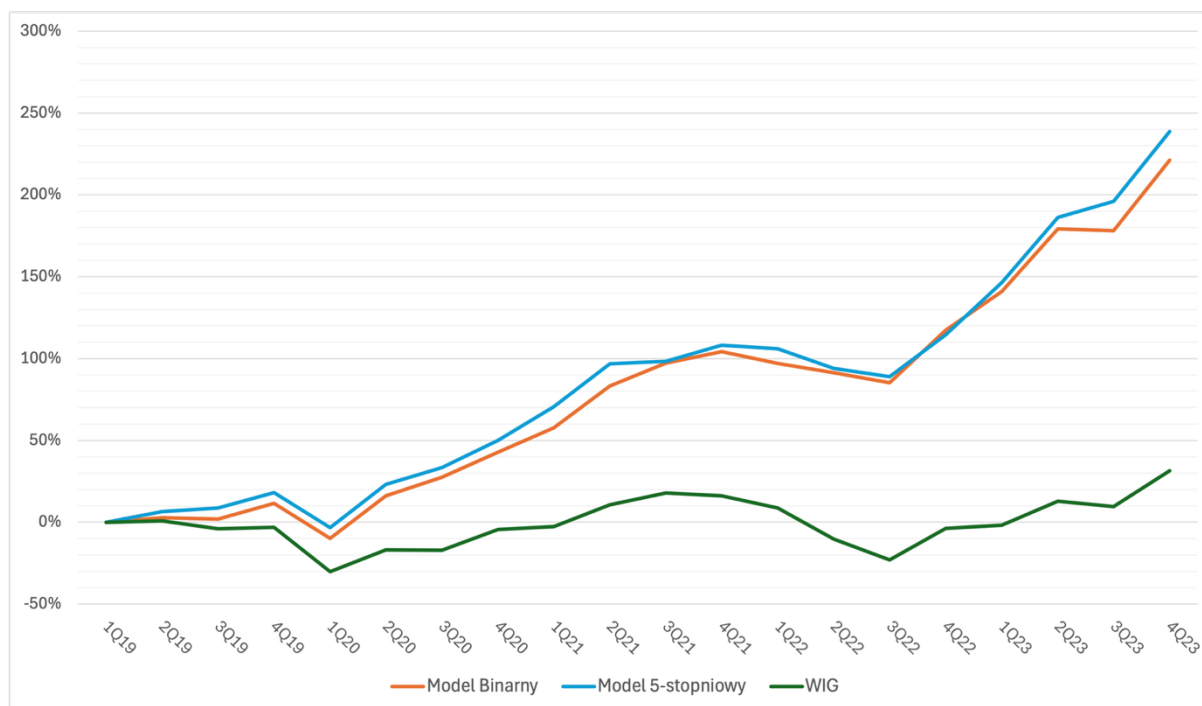
Wskaźniki finansowe wszystkich badanych spółek spełniających założenia o komplecie danych oraz minimalnej liczbie przedsiębiorstw w sektorze (Całość) zostały porównane za pomocą statystyk opisowych (średnia, mediana, odchylenie standardowe, wartość maksymalna, wartość minimalna) ze spółkami wchodzącymi w skład modelu binarnego (Model 1) oraz modelu 5-stopniowego (Model 2) – zob. tabela 6. Każdy wskaźnik posiada najwyższą średnią oraz medianę w Modelu 2, natomiast najmniejszą w Całości. Wyniki te pokazują, że spółki zaklasyfikowane do Modelu 2 cechują się lepszą kondycją finansową i większą stabilnością wypłat dywidend w porównaniu do pozostałych grup. Model 1 osiąga wyniki pośrednie – lepsze niż Całość, ale słabsze niż Model 2. Całość wykazuje najniższe średnie i mediany dla większości wskaźników, co jest wynikiem dużego zróżnicowania kondycji finansowej firm w tej grupie. Równocześnie zauważalne są duże różnice pomiędzy wartościami minimalnymi i maksymalnymi, co potwierdza szeroki rozrzut danych (odchylenie). Szczególnie wysokie odchylenia standardowe, zwłaszcza w grupie Całość, wskazują na obecność wartości skrajnych, które znacząco zniekształcają średnie.

Tabela 6. Porównanie statystyk opisowych wskaźników finansowych i dywidendowych (w badanym okresie) spółek wchodzących w skład: Modelu 1, Modelu 2 oraz wszystkich analizowanych podmiotów (Całość)

	ROA			NPM			EPS		
	Model 1	Model 2	Całość	Model 1	Model 2	Całość	Model 1	Model 2	Całość
Średnia	0,10	0,12	0,06	0,24	0,30	-14,29	18,93	34,41	4,90
Mediana	0,07	0,09	0,05	0,11	0,13	0,04	4,23	7,07	1,18
Odchylenie	0,12	0,11	0,16	0,65	0,88	505,29	86,44	126,85	14,23
Minimum	-0,03	0,01	-1,51	-0,06	0,02	-17597	-103,37	0,61	-34,56
Maksimum	1,12	0,81	1,58	7,44	7,44	96,82	866,27	866,27	149,87
	BVPS			TD			HD		
	Model 1	Model 2	Całość	Model 1	Model 2	Całość	Model 1	Model 2	Całość
Średnia	95,96	133,97	37,51	1,58	2,10	1,16	3,66	4,26	2,84
Mediana	31,65	45,02	12,26	1	2	1	4	5	3
Odchylenie	311,75	381,72	85,54	1,18	1,02	1,16	1,45	1,02	1,71
Minimum	1,25	1,25	-14,30	0	0	0	0	1	0
Maksimum	2540,82	2540,82	689,19	4	4	4	5	5	5

Źródło: Opracowanie własne.

Kolejnym analizowanym aspektem była efektywność zastosowanych strategii inwestycyjnych w porównaniu z przyjętym benchmarkiem. Rysunek 6 przedstawia łączną stopę zwrotu osiągniętą przez oba modele oraz benchmark w analizowanym okresie. Uzyskane dane przeanalizowano również stosując elementy statystyki opisowej oraz miary efektywności (zob. tabela 7).



Rysunek 6. Wykres porównujący stopy zwrotu modeli oraz indeksu WIG

Źródło: Opracowanie własne.

Tabela 7. Wybrane miary efektywności i statystyki opisowe stóp zwrotu

	Średnia	Odchylenie	Średnia geometryczna	Wskaźnik Sharpe'a
Model binarny	6,83%	10,31%	6,03%	0,3429
Model 5-stopniowy	6,75%	9,98%	5,98%	0,3455
WIG	2,51%	13,28%	1,57%	-0,0595

Źródło: Opracowanie własne.

Końcowe stopy zwrotu modelu binarnego oraz modelu 5-stopniowego wyniosły odpowiednio 242,15% i 238,57%, podczas gdy indeks WIG osiągnął w tym samym okresie stopę zwrotu na poziomie 38,68%. Oba modele uzyskały wyższe średnie stopy zwrotu (zarówno arytmetyczne, jak i geometryczne) oraz niższe wartości odchylenia standardowego w porównaniu z benchmarkiem. Wskaźnik Sharpe'a dla modelu binarnego wyniósł 0,3429, a dla modelu 5-stopniowego 0,3657, podczas gdy dla indeksu WIG przyjął wartość ujemną -0,0595. Wyniki obu modeli były zbliżone względem siebie.

5. DYSKUSJA I WNIOSKI

Jak wykazały przeprowadzone badania oraz analiza literatury przedmiotu, implementacja modelu scoringowego może stanowić solidny fundament strategii inwestycyjnej. Jedną z kluczowych cech dobrze skonstruowanego modelu oceny punktowej jest odpowiedni dobór wskaźników poddawanych ocenie. Powinny one reprezentować różne obszary działalności przedsiębiorstwa, aby jak najpełniej odzwierciedlać jego ogólną kondycję. Istotne znaczenie ma również liczba wskaźników – w klasycznych modelach scoringowych średnio wynosiła ona 8, przy czym nie przekraczała 9, a najniższa spotykana liczba to 5.

Wyniki osiągnięte przez oba analizowane portfele były istotnie wyższe od benchmarku, zarówno pod względem stóp zwrotu, jak i niższej zmienności oraz wyższych wskaźników efektywności. Różnice pomiędzy zastosowaniem skali binarnej a wielostopniowej okazały się zasadniczo marginalne, jednak model 5-stopniowy wykazał większą skuteczność w selekcji spółek (wyższe średnie wartości wskaźników oraz ich mniejsze odchylenia). Ponadto w modelu 5-stopniowym przeciętnie znajdowało się o 50% mniej spółek (42,1 wobec 18,25). Należy jednak zaznaczyć, że przeprowadzone badanie zawierało liczne uproszczenia, w tym:

- brak zastosowania zasad dywersyfikacji (np. maksymalnego udziału sektorowego lub maksymalnego udziału pojedynczej spółki w portfelu),
- ograniczenie analizowanych wskaźników wyłącznie do tych, których składniki dostępne są w sprawozdaniach finansowych (z pominięciem bieżących czynników rynkowych, takich jak kapitalizacja, cena akcji czy wskaźnik P/E),
- pełne rebalansowanie portfela w każdym kolejnym okresie badawczym (sprzedaż wszystkich aktywów oraz zakup nowo wyselekcjonowanych spółek za cały dostępny kapitał), co w warunkach rzeczywistych wiązałoby się z istotnymi kosztami transakcyjnymi oraz skutkami podatkowymi.

Rezultaty badania jednoznacznie potwierdzają zasadność stosowania nawet najprostszych modeli scoringowych przy budowie portfela inwestycyjnego. Przetestowane podejścia wykazały, że w latach 2019-2024 możliwe było osiągnięcie ponad czterokrotnie lepszych wyników niż bazowy indeks WIG przy jednoczesnym uzyskaniu stopy zwrotu przewyższającej stopę wolną od ryzyka w tym okresie. Dodatkowo model 5-stopniowy okazał się skuteczniejszy pod względem bardziej restrykcyjnej selekcji spółek. Tym samym postawione hipotezy badawcze zostały potwierdzone.

Zaletą stosowania modeli oceny punktowej jest ograniczenie wpływu czynników behawioralnych oraz emocji w procesie inwestycyjnym, które mogą negatywnie wpływać na podejmowane decyzje. Ostateczna decyzja inwestycyjna należy oczywiście do inwestora, jednak modele scoringowe umożliwiają racjonalne i obiektywne porównanie kondycji spółek na podstawie wcześniej przyjętych kryteriów. Metoda ta nie jest jednak pozbawiona wad i ograniczeń. Jednym z kluczowych problemów jest dostęp do wystandaryzowanych danych, takich jak sprawozdania finansowe. Choć wiele firm oferuje tego typu dane w popularnych formatach, najczęściej nie są to rozwiązania darmowe, co wiąże się z koniecznością samodzielnego przetwarzania dużych wolumenów danych do formatu umożliwiającego dalszą analizę. Drugą istotną wadą stosowania modeli scoringowych jest ich charakter *ex post*. Opierając się wyłącznie na wskaźnikach wynikających ze sprawozdań finansowych, analizie podlega wyłącznie przeszła kondycja przedsiębiorstw, co może ograniczać trafność predykcji dotyczących przyszłych wyników.

PODZIĘKOWANIA | Niniejszy artykuł powstał w wyniku uczestnictwa Autora w Programie Tutoringu Akademickiego Uniwersytetu Ekonomicznego w Katowicach w roku akademickim 2024/2025. Autor składa serdeczne podziękowania dr. Rafałowi Bule za cenną opiekę merytoryczną, motywację do działania oraz nieocenione wsparcie udzielone w trakcie realizacji programu.

FINANSOWANIE | Nie dotyczy.

KONFLIKT INTERESÓW | Autor deklaruje brak konfliktu interesów.

DOSTĘP DO DANYCH | Autor udostępni dane, na prośbę zainteresowanych.

BIBLIOGRAFIA

- Agrawal, K. (2015). Default prediction using Piotroski's F-score. *Global Business Review*, 16(Suppl. 5), 175S-186S. <https://doi.org/10.1177/0972150915601261>
- Altman, E. I. (1968). Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. *The Journal of Finance*, 23(4), 589-609. <https://doi.org/10.2307/2978933>
- Beneish, M. D. (1999). The detection of earnings manipulation. *Financial Analysts Journal*, 55(5), 24-36. <http://dx.doi.org/10.2469/faj.v55.n5.2296>
- Dmitruk, J. (2012). Taksonomiczna miara atrakcyjności inwestowania (TMAI) na przykładzie spółek giełdowych. *Zeszyty Naukowe SGGW – Ekonomika i Organizacja Gospodarki Żywnościowej*, 99(2012), 161-173. <https://doi.org/10.22630/EIOGZ.2012.99.84>
- Dorantes, C. (2013). The relevance of using accounting fundamentals in the Mexican stock market. *Journal of Economics, Finance and Administrative Science*, 18(00), 1-10. <https://ssrn.com/abstract=2358137>
- Durand, D. (1941). *Risk elements in consumer instalment financing*. National Bureau of Economic Research. <https://www.nber.org/books-and-chapters/risk-elements-consumer-instalment-financing>
- Fisher, R. A. (1936). The use of multiple measurements in taxonomic problems. *Annals of Eugenics*, 7, 179-188. <http://dx.doi.org/10.1111/j.1469-1809.1936.tb02137.x>
- Gąsior, A. (2011). Wykorzystanie wskaźnika EPS w ocenie spółki giełdowej przez inwestorów. *Zeszyty Naukowe Uniwersytetu Szczecińskiego. Studia i Prace Wydziału Nauk Ekonomicznych i Zarządzania*, 21, 177-186.
- GPW Benchmark. (dostęp z lutego 2025). *Historyczne portfele indeksów*. <https://gpwbenchmark.pl/historyczne-portfele-indeksow>
- KDPW (dostęp z lipca 2025). *Liczba rachunków papierów wartościowych oraz rachunków zbiorczych prowadzonych przez uczestników KDPW*. https://data.kdpw.pl/csd/f/number_securities_accounts
- Khatwani, R., Mishra, M., Kumar, V. V. R., & others. (2024). Creating quality portfolios using score-based models: A systematic review. *Humanities and Social Sciences Communications*, 11, 1615. <https://doi.org/10.1057/s41599-024-03888-4>
- Mohanram, P. S. (2005). Separating winners from losers among low book-to-market stocks using financial statement analysis. *Review of Accounting Studies*, 10, 133-170. <https://doi.org/10.1007/s11142-005-1526-4>
- Montier, J. (2008). Cooking the books, or, more sailing under the black flag. *Société Générale Mind Matters*, 1-8. <https://www.scribd.com/document/686495239/Montier-C-Score-Cooking-the-Books-Or-More-Sailing-Under-the-Black-Flag>
- Nariswari, T. N., & Nugraha, N. M. (2020). Profit growth: Impact of net profit margin, gross profit margin and total assets turnover. *International Journal of Finance & Banking Studies*, 9(4), 87-96. <https://doi.org/10.20525/ijfbs.v9i4.937>
- Notoria UEK. (dostęp z lutego 2025). *Dane finansowe spółek notowanych na GPW*. <https://uek.notoria.pl>
- Ohlson, J. A. (1980). Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy. *Journal of Accounting Research*, 18(1), 109-131. <https://doi.org/10.2307/2490395>
- Perepeczo, A. (2013). Reakcja akcjonariuszy na zmiany polityki dywidend – przegląd wyników badań. *Zeszyty Naukowe Uniwersytetu Szczecińskiego. Finanse, Rynki Finansowe, Ubezpieczenia*, 60, 251-261.
- Pilch, B. (2021). Analiza wskaźnika F-Score dla spółek giełdowych z branż IT i gier wideo. *Annales Universitatis Mariae Curie-Skłodowska, Sectio H Oeconomia*, 55(1), 41-50.
- Pilch, B. (2023a). Building of F-Score-like models on the example of the Polish stock market. *Annales Universitatis Mariae Curie-Skłodowska, Sectio H Oeconomia*, 57(1), 155-180.
- Pilch, B. (2023b). Is value investing based on scoring models effective? The verification of F-Score-based strategy in the Polish stock market. *Economics and Business Review*, 9(4), 121-152. <http://dx.doi.org/10.18559/ebr.2023.4.1075>
- Piotroski, J. D. (2000). Value investing: The use of historical financial statement information to separate winners from losers. *Journal of Accounting Research*, 38, 1-41. <https://doi.org/10.2307/2672906>
- Pośpiech, E., & Mastalerz-Kodzis, A. (2017). Wycena wartości akcji za pomocą modeli empiryczno-indukcyjnych – porównanie wybranych ujęć. *Studia Ekonomiczne. Zeszyty Naukowe Uniwersytetu Ekonomicznego w Katowicach*, 331, 100-111.

- Sekuła, P. (2016). Strategia wartości – test na GPW w Warszawie. *Annales Universitatis Mariae Curie-Skłodowska, Sectio H Oeconomia*, 50(4), 413-421.
- Sharpe, W. F. (1966). Mutual fund performance. *The Journal of Business*, 39(1), 119-138. <http://dx.doi.org/10.1086/294846>
- Sharpe, W. F. (1998). The Sharpe ratio (Fall 1994). In P. L. Bernstein & F. J. Fabozzi (Eds.), *Streetwise: The best of The Journal of Portfolio Management* (pp. 169-178). Princeton University Press. <https://doi.org/10.1515/9781400829408-022>
- Stooq.pl. (dostęp z lutego 2025). *Notowania spółek, indeksu WIG oraz stopa WIBOR3M*. <https://stooq.pl/>
- Stowarzyszenie Inwestorów Indywidualnych. (2024). *Wyniki Ogólnopolskiego Badania Inwestorów 2024*. <https://www.sii.org.pl/static/img/017777/obi-2024-prezentacja.pdf>
- Tratkowski, G. (2022). Dynamiczna optymalizacja portfela inwestycyjnego z wykorzystaniem uczenia ze wzmocnieniem [Doctoral dissertation, Uniwersytet Ekonomiczny we Wrocławiu]. Baza Wiedzy WIR. <https://wir.ue.wroc.pl/info/phd/UEWRa7b22bb7c4d54ad7900cede6da898112>
- Wilczyński, R. (2014). Pomiar efektywności a cele przedsiębiorstw. *Zeszyty Naukowe Uniwersytetu Szczecińskiego*, 803, 547-558.
- Wycinka, E. (2013). *Uniwersalność zastosowań modeli scoringowych*. StatSoft Polska.

IMPLEMENTATION OF THE SCORING MODELS IN THE INVESTMENT PORTFOLIO CONSTRUCTION PROCESS – PROFITABILITY AND RISK ANALYSIS BASED ON THE WARSAW STOCK EXCHANGE

ABSTRACT

PURPOSE: The purpose of this paper is to present the potential of the scoring models as a tool supporting the process of constructing an investment portfolio, based on the companies listed on the Warsaw Stock Exchange. The study analyzes the effectiveness of an original scoring model in terms of profitability and risk level, compared to the Polish stock index WIG.

DESIGN/METHOD: Two versions of the original scoring model were tested (the binary and multi-level), differing in the scale of assigned points. The models evaluated the companies based on six indicators: four financial and two dividend-related. The portfolio composition was updated quarterly between 2019 and 2023, and its results were compared to the WIG benchmark using the effectiveness and risk measures such as the average return, standard deviation, and the Sharpe ratio.

RESULTS/FINDINGS: Both models significantly outperformed the benchmark, achieving a cumulative return of over 240% compared to 38.7% for the WIG index. The five-level model, despite having a smaller number of companies in the portfolio, demonstrated higher selection efficiency due to a scoring system that enabled more precise separation of investment-attractive companies with lower risk from the remaining entities. In both cases, higher Sharpe ratios and lower portfolio volatility were observed.

ORIGINALITY/VALUE: The paper presents an original scoring model and contributes to the literature by indicating that even simple point-based evaluation models can effectively support individual investors in constructing investment portfolios and enable a certain degree of automation in the portfolio-building process.

KEYWORDS: scoring models in finance, company selection, investment risk, company rating models, portfolio construction, investment performance.

JEL: G11, C44, G32.