



## SZTUCZNE SIECI NEURONOWE ORAZ METODA WEKTORÓW WSPIERAJĄCYCH W BANKOWYCH SYSTEMACH INFORMATYCZNYCH

**Jerzy Balicki, Piotr Przybyłek, Marcin Zadroga, Marcin Zakidalski**

### Streszczenie

W artykule zaprezentowano wybrane metod sztucznej inteligencji do zwiększania efektywności bankowych systemów informatycznych. Wykorzystanie metody wektorów wspierających czy sztucznych sieci neuronowych w połączeniu z nowoczesną technologią mikroprocesorową umożliwia znaczący wzrost konkurencyjności banku poprzez dodanie nowych funkcjonalności. W rezultacie możliwe jest także złagodzenie skutków kryzysu finansowego.

**Słowa kluczowe:** informatyczne systemy bankowe, sztuczna sieci neuronowe, metoda wektorów wspierających

### 1. Wstęp

Na rozwój współczesnej gospodarki istotnie wpływa efektywny sektor bankowy, co ma także negatywne konotacje przejawiające się koniecznością wspierania tego sektora przez budżet państwa w obliczu kryzysu finansowego. Rzeczywiście, tego rodzaju działania można było zaobserwować podczas impasu bankowego w USA w latach 2008-2009, czy podczas zagrożenia niewypłacalnością Irlandii, Grecji lub Cypru w latach 2011-2013. Warto nadmienić, że kryzysy sektora bankowego we Włoszech, Hiszpanii i Portugalii mogły zachwiać stabilnością sektora finansowego w całej strefie euro.

Stabilność banków jest kluczowym czynnikiem utrzymania szeroko pojętej finansowej stabilizacji. Sieć bankowa to system naczyń połączonych, gdzie kłopoty czy upadłość jednego z banków mogą wywołać efekt domina i pogrążyć cały sektor bankowy w danym kraju, bądź na szerszym obszarze. Wynikiem kryzysu finansowego mogą być poważne problemy instytucji bankowych związane z utrzymaniem płynności sektora, a także utrata zaufania klientów banków, co może skutkować lawinowym wypłacaniem środków finansowych z lokat bankowych<sup>1</sup>.

<sup>1</sup> Orłowski W. M.: *Świat, który oszalał...* Wyd. Agora, Warszawa 2008, s. 223.

Dlatego też działania naprawcze odnoszące się do funkcjonowania banków polegają nie tylko na udzieleniu bezpośredniej pomocy finansowej, ale także na badaniu wypłacalności banków lub też na wprowadzeniu innowacji obniżających koszty operacyjne banku. Szacuje się, że duży bank w Unii Europejskiej może potrzebować pomocy finansowej nawet w wysokości 10-30 mld euro w wypadku, gdyby kryzys się pogłębił<sup>2</sup>. Natomiast badanie wypłacalności banków za pomocą tzw. *stress testu* odnosi się zazwyczaj do wyznaczenia stosunku kapitału własnego banku do jego aktywów (depozyty, kredyty). Jeśli ten współczynnik jest zbyt niski, to taki bank raczej nie przetrwa kryzysu finansowego.

Wprowadzanie innowacji w bankowości może znacząco obniżyć koszty realizacji transakcji finansowych, a także rozszerzyć zakres oferowanych produktów. W szczególności postęp technologii informacyjnych umożliwia modernizację bankowych systemów informatycznych. Warto podkreślić, że stopień zaawansowania oferty internetowej banku to istotne kryterium wyboru instytucji finansowej. Efektywna bankowość internetowa wpływa na rozwój handlu elektronicznego, co świadczy o wysokiej konkurencyjności gospodarki danego państwa<sup>3</sup>. Szacuje się, że e-bankowość będzie w perspektywie pięciu lat głównym sektorem w bankowości, podobnie jak handel elektroniczny w tradycyjnym handlu<sup>4</sup>.

W pracy zaproponowano dwie metody sztucznej inteligencji, które stosowane są w nowoczesnych bankowych systemach informatycznych. Omówiono metodę wektorów wspierających w zastosowaniu do szacowania wartości papierów dłużnych i oceny ryzyka całego sektora bankowego. Natomiast sztuczne sieci neuronowe scharakteryzowano w zastosowaniu do inwestycji giełdowych, a także do badania wiarygodności klientów banku. Ponadto opisano ciekawsze innowacje wdrożone w tej klasy systemach w ciągu ostatnich kilku lat.

## 2. Metoda wektorów nośnych w bankowych systemach informatycznych

Metody stosowane do wyceny i szacowania ryzyka papierów dłużnych opierają się na statystyce lub uczeniu maszynowym. Oprócz ratingu dla konkretnego instrumentu dłużnego (np. określonej partii obligacji), przyznawany może być także rating przedsiębiorstwa. Stosując metody statystyczne, można się spodziewać trafnych wskazań dla około 2/3 przypadków. Najpoważniejszym ograniczeniem okazuje się wrażliwość na zmienne zależne od siebie oraz założenie o normalności wielowymiarowego rozkładu prawdopodobieństwa dla wielu zmiennych wejściowych<sup>5</sup>.

Do podstawowych metod uczenia maszynowego używanych do wyceny instrumentów dłużnych można zaliczyć jednokierunkową sieć neuronową z propagacją wsteczną i sieć neuronową z radialną funkcją aktywacji. W systemach eksperckich wnioskowanie odbywa się poprzez zaklasyfikowanie nowych przypadków danych wejściowych do klasy, do jakiej został przyporządkowany najbardziej podobny przypadek ze zbioru uczącego.

Jednakże w ostatnim czasie coraz częściej w bankowych systemach informatycznych stosowana jest metoda wektorów nośnych (ang. *Support Vector Machine* – SVM). Jak wykazują badania empiryczne, SVM cechują się nieco lepszą skutecznością od sztucznych sieci neuronowych w szacowaniu ryzyka papierów dłużnych przedsiębiorstw. Metoda ta pozwala na wyznaczenie hiperprzestrzeni separującej rozważane klasy (np. rodzaje papierów dłużnych, czy

<sup>2</sup> Balicka H. et al.: *Metody sztucznej inteligencji do wspomaganie bankowych systemów informatycznych*. W: K. Kreft, D. Wach, J. Winiarski (red.): *Systemy informatyczne w gospodarce*. Wyd. Uniwersytetu Gdańskiego, Gdańsk 2013, s. 127.

<sup>3</sup> Pietrzak E., Markiewicz M. (red.): *Finanse, bankowość i rynki finansowe*, Wyd. Uniwersytetu Gdańskiego, Gdańsk, s. 147.

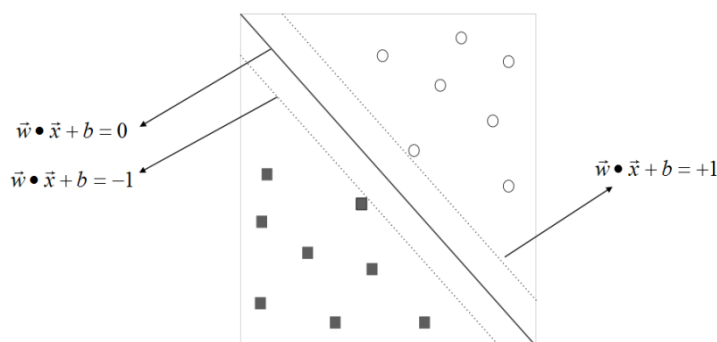
<sup>4</sup> Graham M.: *Warped Geographies ...* Geography Compass, vol. 2/3, 2008, s. 771.

<sup>5</sup> Zan H. et al.: *Credit rating analysis with support vector machines and neural networks: a market comparative study*. *Decision Support Systems*, Vol. 37, 2004, s. 555.

przedsiębiorstwa), do jakich przyporządkowywane są dane wejściowe. Początkowo SVM, zaproponowana przez Vladimira Vapnika, odnosiła się wyłącznie do klasyfikacji zbiorów liniowo separowalnych, a przypadki wejściowe ze zbioru uczącego mogły być przyporządkowane tylko do dwóch klas. Obecnie metoda pozwala na klasyfikację zbiorów nieliniowo separowalnych oraz przyporządkowywanie do większej liczby klas.

W metodzie liniowych wektorów nośnych dla dychotomicznych zbiorów liniowo separowanych LSVM, zadany jest zbiór uczący będący podzbiorem wszystkich możliwych danych wejściowych i wyjściowych. Do próbki uczącej należą wektory, którym przyporządkowana jest jedna z dwóch klas o wartości 1 albo -1. Dwie klasy są liniowo separowalne, jeśli istnieje hiperpłaszczyzna pozwalająca podzielić hiperprzestrzeń w taki sposób, że zostaną odseparowane wystąpienia klasy pierwszej od klasy drugiej. Warto zauważyć, że hiperpłaszczyzna ma zawsze jeden wymiar mniej od hiperprzestrzeni, w jakiej się znajduje. W układzie dwuwymiarowym hiperpłaszczyzną jest linia prosta, a w układzie trójwymiarowym hiperpłaszczyzną jest płaszczyzna dwuwymiarowa<sup>6</sup>.

Zasadniczym celem w metodzie LSVM jest nie tyle liniowa separacja dwóch klas, co w zasadzie jest osiągalne przy zastosowaniu metod uczenia perceptronu, ale przede wszystkim separacja dwóch klas z maksymalnym możliwym marginesem. Problem polega na wyznaczeniu takich wartości wektora współczynników, by powstała hiperpłaszczyzna dzieliła dwie klasy z maksymalnym marginesem (rys. 1).



**Rysunek 1.** Separacja dwóch klas z maksymalnym marginesem

Źródło: Opracowanie własne.

Wyszukanie zbioru wag  $w$  sprowadza się do zagadnienia optymalizacji, w którym minimalizowana jest połowa kwadratu normy wektora  $w$ . Tak sformułowane zagadnienie optymalizacyjne można rozwiązać za pomocą mnożników Lagrange'a<sup>7</sup>. Większości współczynników Lagrange'a  $\alpha_i$  zostaje przyporządkowane 0. Wektory wejściowe ze zbioru uczącego, którym została przyporządkowana wartość  $\alpha_i > 0$  są właśnie *wektorami nośnymi*. W celu zastosowania metody LSVM do separacji nieliniowo separowanych zbiorów, posłużono się projekcją  $n$ -wymiarowej przestrzeni danych wejściowych na  $m$ -wymiarową przestrzeń (gdzie  $m > n$ ), gdzie szukane zbiory z dużym prawdopodobieństwem są liniowo separowalne<sup>8</sup>.

Metoda wektorów nośnych znajduje coraz częściej zastosowania w różnorodnych obszarach bankowości, gdyż z reguły cechuje się dużo lepszą zdolnością predykcijną w

<sup>6</sup> Larousse D. T.: *Metody i modele eksploracji danych*. Wydawnictwo Naukowe PWN, Warszawa 2008, s. 223.

<sup>7</sup> Chaveesuk R., Srivaree-Ratana C., Smith A.E.: *Alternative neural network approaches to corporate bond rating*. *Journal of Engineering Valuation and Cost Analysis*, 2, 1999, s. 127.

<sup>8</sup> Zan H. et al., *op. cit.*, s. 554.

porównaniu z tradycyjnymi metodami statystycznymi (np. regresją liniową, regresją wielokrotną) czy z jednokierunkową siecią neuronową z propagacją wsteczną<sup>9</sup>.

Shouwei, Mingliang oraz Jianmin przeprowadzili analizę porównawczą metody wektorów nośnych z innymi metodami klasyfikującymi do oszacowania systemowego ryzyka całego sektora bankowego w Chinach<sup>10</sup>. Szacując prawdopodobieństwo załamania finansowego pojedynczego banku, wzięto pod uwagę nie tylko jego własne wskaźniki ekonomiczne jak: ROE (ang. *return on equity*), ROA (ang. *return on assets*) i wskaźniki płynności, ale również wskaźniki makroekonomiczne (np. wzrost PKB) oraz wskaźniki związane z zależnościami od innych banków.

W ramach analizy wykorzystano 17 różnych wskaźników 36 banków z Chin. Dane podzielono na zbiór uczący (19 przypadków) i zbiór testujący (17 przypadków). Użyto rozszerzonej metody SVM wykorzystującą tzw. funkcję bazową  $K$  (ang. *kernel function*), która pozwala na projekcję układu  $n$ -wymiarowego na układ  $m$ -wymiarowy, gdzie  $m > n$ . Dzięki temu zabiegowi możliwa jest separacja klas nieseparowanych liniowo w układach o mniejszej liczbie wymiarów. W tym przypadku użyto radialnej funkcji bazowej  $K$ . Funkcja  $f$ , którą wyznaczono za pomocą metody wektorów nośnych, przydziela zadany wektor wejściowy  $x_i$  do jednej z dwóch klas (1 albo -1):

$$f(x) = \text{sign}(\sum_{i=1}^M \alpha_i y_i K(x, x_i) + b) \quad (1)$$

gdzie:

$M$  – liczba parametrów wejściowych, w tym wypadku 17,

$y_i$  –  $i$ -ta zmienna decyzyjna w pomocniczym zagadnieniu optymalizacji,

$b$  – wartość przesunięcia iloczynu wektorowego  $w$  oraz  $x$ .

Parametry metody SVM w zależności (1) można wyznaczyć za pomocą metod takich jak: *Grid Search*, *Particle Swarm Optimization* oraz algorytm genetyczny. Wyniki analizy ich efektywności w tym wypadku podano w tabeli 1. Metoda *Grid Search* pozwoliła na uzyskanie współczynników metody wektorów nośnych, dla których SVM osiąga najlepszą skuteczność.

**Tabela 1.** Efektywność wybranych metod sztucznej inteligencji do wyznaczania parametrów metody SVM

	<b>Grid Search</b>	<b>Algorytm genetyczny</b>	<b>Particle Swarm Optimization</b>
Zbiór uczący	100%	100%	100%
Zbiór testujący	94.12%	88.24%	88.24%

Źródło: Shouwei L., Mingliang W., Jianmin H.: *Prediction of Banking Systemic Risk Based on Support Vector Machine*. *Mathematical Problems in Engineering*, Vol. 2013, April 2013, p. 2

W celu porównania dokładności oszacowań sektora bankowego metody wektorów nośnych posłużono się trzema klasyfikatorami w oparciu o:

- sztuczną sieć neuronową z propagacją wsteczną;
- wielokrotną analizę dyskryminacyjną;
- regresję logistyczną.

Sztuczna sieć neuronowa była budowana w oparciu o różne funkcje aktywacji oraz różną liczbę neuronów w warstwie ukrytej, by osiągnąć maksymalną zdolność predykcyjną dla zadanej próbki. Wyniki porównania metod przedstawiono w tabeli 2. Jak wynika z powyższego zestawienia, metoda wektorów nośnych w sposób znaczący prezentuje lepsze zdolności

<sup>9</sup> Shouwei L., Mingliang W., Jianmin H.: *Prediction of Banking Systemic Risk Based on Support Vector Machine*. *Mathematical Problems in Engineering*, Vol. 2013, April 2013, s. 5.

<sup>10</sup> *Ibid.*, s. 1.

predykcyjne dla zadanej próbki danych. Za pomocą testu statystycznego McNemara (mała liczebność próby) dowiedziono, że metoda SVM cechuje się precyzyjniejszą predykcją od sieci neuronowej z istotnością 0,1, a od pozostałych rozpatrywanych metod z istotnością 0,05<sup>11</sup>.

**Tabela 2.** Porównanie wybranych klasyfikatorów do predykcji ryzyka sektora bankowego

	SVM	Sieć neuronowa z propagacją wsteczną	Wielokrotna analiza dyskryminacyjna	Regresja logistyczna
Zbiór uczący	100%	100%	94,74%	100%
Zbiór testujący	94.12%	84.62%	76.47%	76.47%

Źródło: Shouwei L., Mingliang W., Jianmin H.: *Prediction of Banking Systemic Risk Based on Support Vector Machine*. Mathematical Problems in Engineering, Vol. 2013, April 2013, p. 3.

Wyniki analiz empirycznych wykazują dokładność oraz wysoką efektywność predykcyjną metody SVM. Ponadto, w porównaniu z klasyfikatorami opartymi o sztuczną sieć neuronową z propagacją wsteczną, wielokrotną analizę dyskryminacyjną, czy regresją logistyczną, metoda wektorów nośnych wykazuje istotnie statystycznie lepsze wyniki. Można podsumować zatem, że SVM to bardzo obiecująca metoda we wspomaganiu kluczowych decyzji w bankowości.

### 3. Sztuczne sieci neuronowe do wspomaganie inwestycji giełdowych

Sztuczne sieci neuronowe naśladują działanie ludzkiego mózgu i jego części składowych – pojedynczych neuronów. Informacja o wiedzy w sieci neuronowej jest przechowywana w wagach synaptycznych opisujących ważność połączenia między neuronami. Neurony generują odpowiedź na pobudzenie dopiero wtedy, gdy jego wartość przekracza ustaloną wartość progową. W modelu wielowarstwowej sieci wyjścia neuronów jednej warstwy stanowią wejścia do kolejnej.

Przystosowanie sieci neuronowej do rozwiązywania problemu opiera się na jej „uczeniu” za pomocą odpowiedniego dostosowania wag. Możliwe jest uczenie z nauczycielem, kiedy na wejścia sieci podawane są dane testowe, a następnie sieć oblicza wynik. Rezultat ten jest porównywany z wzorcowym wynikiem, co umożliwia skorygowanie wag. Drugi rodzaj treningu to uczenie bez nauczyciela, w której to metodzie wzmacnia się odpowiedź wstępnie generowaną przez sieć, tak by otrzymać uniwersalny klasyfikator.

Klasy problemów, do których rozwiązania, można używać metod neuronowych to:

- predykcja; obejmuje zazwyczaj prognozę ekonomiczną. Wykorzystuje się zdolność sieci do uogólniania i wydobywania wiedzy z danych wejściowych w procesie uczenia. Dzieje się to bez jawnego definiowania związku między zmiennymi wejściowymi a wyjściowymi. Sieci neuronowe nie są *explicit* programowane;
- klasyfikacja i rozpoznawanie; przyporządkowanie obiektów opisanych przez parametry wejściowe do odpowiedniej klasy;
- analiza danych; szukanie powiązań między danymi a wnioskami. Sieć, dzięki zdolności do uogólniania pomaga zautomatyzować proces wnioskowania i wydobyć z danych istotne powiązania między nimi;
- optymalizacja; sieci do optymalizacji rozwiązań kombinatorycznych problemów NP-trudnych, np. problem komiwojażera rozwiązuje się za pomocą rekurencyjnej sieci neuronowej Hopfielda.

<sup>11</sup> Shouwei L., Mingliang W., Jianmin H., *op. cit.*, s. 4.

Wśród zadań związanych z działalnością finansową, dla których udało się zastosować wspomaganie oparte o sztuczne sieci neuronowe, można wymienić<sup>12</sup>:

- analizę zdolności kredytowej klientów banków;
- analizę ryzyka związanego z udzieleniem kredytu hipotecznego;
- zarządzanie projektem;
- budowanie strategii ofertowych;
- prognozowanie wartości indeksów oraz kierunków trendów na giełdzie;
- określenie klas ryzyka giełdowych instrumentów finansowych o stałym dochodzie;
- wykrywanie regularności w zmianach cen instrumentów finansowych;
- prognozowanie bankructw i upadłości firm.

Efektywność prognozowania sieci zależy od decyzji podjętych przez analityka na etapie tworzenia jej architektury. Wyniki działania sieci o różnych architekturach dla tych samych danych wejściowych mogą znacząco odbiegać od siebie. Istotne jest także odpowiednie przygotowanie danych uczących i danych testowych.

Z reguły rozwiązania dylematu finansowego nie można przewidzieć za pomocą modelu matematycznego. Wpływ czynnika losowego – brany pod uwagę w wielu modelach – jest jednak zazwyczaj zbyt silny. Sieci neuronowe nie zawierają żadnego założenia *a priori* dotyczącego struktury opisywanego zjawiska. Z tego powodu mogą lepiej wychwytywać lokalne zaburzenia rynku czy też zależności występujące przez krótki czas na rynkach finansowych.

Systemy zbudowane na bazie algorytmów wykorzystujących sieci neuronowe, mogą być wykorzystywane we wspomaganie inwestycji. Najbardziej rozpowszechnionym paradygmatem stosowania takich systemów, jest wykorzystywanie ich jako systemy doradcze. Algorytm neuronowy jest wówczas jednym z wielu modułów. Innym sposobem stosowania systemów wspomagających inwestycje giełdowe jest tworzenie wirtualnych maklerów do automatycznego wykonywania transakcji na rynku. Szacuje się, że w tym przypadku ryzyko jest dużo większe, ale również potencjalne większe zyski, mogą je wydatnie rekompensować.

#### 4. Sztuczne sieci neuronowe do oceny wiarygodności kredytowej

Systemy oceny wiarygodności kredytowej korzystające ze sztucznych sieci neuronowych są używane w bankach w Stanach Zjednoczonych, Niemczech oraz Wielkiej Brytanii<sup>13</sup>. Spośród tradycyjnych metod analizy wiarygodności kredytowej warto wspomnieć o:

- ocenie statusu kredytobiorcy przez pracownika banku; jest to najstarsze podejście do tego zagadnienia wyłącznie na podstawie szczegółowego wywiadu przeprowadzonego z klientem. Wyniki zależą w dużej mierze od wiedzy merytorycznej, doświadczenia oraz uczciwości eksperta przeprowadzającego wywiad;
- modelach dyskryminacyjnych; służą one do wyznaczania liniowej kombinacji wybranych cech badanych obiektów, która umożliwia podzielenie obiektów na klasy odpowiadające prawdopodobieństwu spłacenia w przyszłości kredytu<sup>14</sup>;
- modelach logitowych; opierają się one na przekształceniu wartości prawdopodobieństw zdarzeń do wartości rzeczywistych i zastosowaniu metody regresji liniowej<sup>15</sup>;

<sup>12</sup> Brown C.: *Technical Analysis for the Trading Professional*, Second Edition: *Strategies and Techniques for Today's Turbulent Global Financial Markets*, The McGrawHill Companies, New York 2011, s. 226

<sup>13</sup> Staniec I., *Zastosowanie sztucznych sieci neuronowych i wybranych metod statystycznych do wspomaganie decyzji kredytowych*, *Zastosowania metod statystycznych w badaniach naukowych II*, StatSoft Polska, Kraków 2003, s. 20.

<sup>14</sup> Mylonakis J., Diacogiannis G., *Evaluating the Likelihood of Using Linear Discriminant Analysis as a Commercial Bank Card Owners Credit Scoring Model*, *Int. Business Research*, Vol. 3, No. 2, 2010, s. 43.

- metodzie  $k$ -najbliższych sąsiadów – potencjalny kredytobiorca jest kwalifikowany jako wiarygodny/niewiarygodny w zależności od klasy, która przeważa wśród  $k$  ocen znajdujących się w jego najbliższym sąsiedztwie<sup>16</sup>;
- algorytmach genetycznych oraz drzewach decyzyjnych<sup>17</sup>.

Ocena wiarygodności kredytowej ma za zadanie wyłonić tych, którzy najlepiej rokują. Sieci neuronowe wykorzystuje się również do wyselekcjonowania tych kredytobiorców, którzy w najbliższej przyszłości mogą przestać spłacać już zaciągnięte zobowiązania<sup>18</sup>. Pozyskiwanie danych uczących dla sieci neuronowych jest utrudnione, gdyż informacje o wiarygodności kredytowej są objęte tajemnicą finansową. W literaturze przedmiotu można wyróżnić dwa podejścia do rozwiązywania tego problemu:

- korzystanie w powszechnie dostępnych benchmarków z danymi opisującymi wiarygodność kredytową, np.: z zestawu danych *Statlog (German Credit Data)*<sup>19</sup>
- pozyskanie z instytucji finansowej próbki danych zebranych na potrzeby oceny wiarygodności kredytowej; takie dane muszą być zanimizowane i należeć do pewnego podzbioru klientów instytucji finansowej<sup>20</sup>. Wykorzystuje się nie tylko dane osób fizycznych, ale również firm. Wielkość danych w niektórych przypadkach jest ograniczona. Przykładowo Nazari wykorzystał próbę składającą się z 90 przypadków<sup>21</sup>.

Dla kredytów udzielanych osobom fizycznym zazwyczaj danymi wejściowymi są: wiek, stan cywilny, posiadanie mieszkania czy też innej nieruchomości, miesięczny dochód, fakt prowadzenia działalności gospodarczej, informacje o posiadanych zobowiązaniach, liczba dzieci oraz okres zatrudnienia u obecnego pracodawcy. Przy badaniu zdolności kredytowej firm wykorzystuje się wskaźniki finansowe obliczone na podstawie ostatniego bilansu firmy.

Do prognozy stosowano: perceptron wielowarstwowy z radialną funkcją aktywacji, sieć jednokierunkową z liniową funkcją aktywacji, czy też sekwencyjne połączenie dwóch sieci neuronowych, z których pierwsza obliczała wstępny współczynnik wiarygodności kredytowej. Sztuczne sieci neuronowe są narzędziem oceny kredytowej o skuteczności porównywalnej ze standardowymi metodami ekonometrycznymi. Uzyskane wyniki ze względu na ograniczony czasowo dobór próby powinno się je traktować raczej jako dowód na duży potencjał prognostyczny sieci neuronowych w analizie wiarygodności kredytowej.

Staniec<sup>22</sup> wymienia w cechach charakteryzujących sytuacje decyzyjne związane z udzielaniem kredytów to, że mamy do czynienia z niekompletną informacją oraz to, że stan przechowywanej informacji ulega systematycznym zmianom. Jednakże z tymi trudnościami sieci neuronowe sobie bardzo dobrze radzą. Ponadto biorąc pod uwagę moc obliczeniową dzisiejszych komputerów, nawet konieczność cyklicznego uczenia sieci neuronowej nie stanowi większego problemu. Sieć neuronowa nie musi stanowić jedyne narzędzie służące do oceny wiarygodności kredytowej. Nadaje się ona do wykonywania wstępnej oceny, co jest ważne, gdyż coraz więcej banków udziela kredyty, korzystając z sieci.

<sup>15</sup> Majer I., *Application scoring: logit model approach and the divergence method compared*, Department of Applied Econometrics Working Papers, Working Paper No. 10-06, 2006, s. 27.

<sup>16</sup> Henley W.E., Hand D.J., *A  $k$ -nearest-neighbour Classifier for assessing consumer credit risk*, The Statistician, Volume 45, Issue 1 (1996), pp. 75 – 95, s. 77.

<sup>17</sup> Yobas M.B., Crook J.N., Ross P., *Credit scoring using neural and evolutionary techniques*, IMA Journal of Mathematics Applied in Business and Industry, (2000) 11, pp. 111-125, s. 121.

<sup>18</sup> Srivastava R. P., *Automating judgmental decisions using neural networks: a model for processing business loan applications*, Proceedings of the 1992 ACM annual conference on Communications, pp. 351-357, s. 355.

<sup>19</sup> <http://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/Statlog+%28German+Credit+Data%29>, dostęp: 2 września 2013r.

<sup>20</sup> Bechler A., *Porównanie efektywności sieci neuronowych i modeli ekonometrycznych we wspomaganie decyzji kredytowych*, Zastosowania metod statystycznych w badaniach naukowych II, StatSoft Polska, Kraków 2003, s. 24.

<sup>21</sup> Nazari M., Alidadi M., *Measuring Credit Risk of Bank Customers Using Artificial Neural Network*, Journal of Management Research, Vol. 5, No. 2, 2013, s. 44.

<sup>22</sup> Staniec I., op. cit., s. 23.



Baesens *et al.* zaprezentowali ciekawe podejście polegające na wydobyciu reguł z wytrenowanej sieci neuronowej<sup>23</sup>. Takie odwrócenie kolejności działań pozwala na podstawie zasad działania wytrenowanej sieci neuronowej skonstruować nowe narzędzie służące ocenie wiarygodności kredytowej i uwzględniające dodatkowo wiedzę dziedzinową eksperta.

## 5. Innowacje w bankowości wywodzące się ze sztucznej inteligencji

### 5.1. Boty w serwisach internetowych banków

Sukces banków wirtualnych *Security First Network Bank* i *Egg.com* spowodował przełom w bankowości w połowie lat dziewięćdziesiątych ubiegłego wieku, czego adekwatną egzemplifikacją jest nieco późniejszy sukces *mBanku* w Polsce. Następnym istotnym krokiem to rozwój bankowości mobilnej, w której przystosowano strony webowe banku do możliwości smartfonów i tabletów. Jeśli prawie wszystkie banki udostępniają rozbudowane witryny internetowe, to do uzyskania przewagi konkurencyjnej potrzebne są dodatkowe innowacje w tych serwisach. Nie zapewniają tego: udostępnienie mapy serwisu, prezentacja odpowiedzi na najczęściej zadawane pytania, wybór języka czy wyszukiwarki w serwisach bankowych.

Kluczowym usprawnieniem mobilnej witryny bankowej jest umiejscowienie na niej interfejsu multimedialnego w formie *bota* – systemu eksperckiego przeznaczonego do wspomaganie decyzji w zadanym zakresie przy wykorzystaniu dogodnej formy komunikacji. *Chatterbot* może prowadzić dialog z klientem banku w języku naturalnym. Awatary promują także produkty oraz doradzają, jak nawigować w serwisie internetowym. Dialog w języku naturalnym na stronie webowej niesie za sobą wiele korzyści: oszczędność czasu, profesjonalną obsługę oraz bezstresowe korzystanie z serwisów. Korzyści te wpływają na wzrost popularności witryny, prestiż banku oraz jego dochody.

*Chatterbot Alice* (ang. *Artificial Linguistic Internet Computer Entity*) napisany w języku AIML umożliwia prowadzenie dialogu z internautą na wybrane tematy. Boty typu *Alice* osiągnęły już bardzo wysoki stopień złożoności, mimo że wciąż nie zdały w pełni testu Turinga. *Chatterbot* za pomocą algorytmów kojarzenia faktów, symulowania pamięci oraz generowania odpowiedzi potrafi się uczyć. Podczas rozmowy zapamiętuje szereg nowych faktów, które następnie wykorzystuje w rozmowie. Bot *Eggdrop* powstał w celu umożliwienia rozmów *online*. Awatary pozwalają przeszukiwać dane w witrynie internetowej, odpowiadać na pytania, co sprawia, że rozległe teksty nie muszą być przeczytane w celu przygotowania krótkiej odpowiedzi.

### 5.2. Metody genetyczne w systemach bankowych

Wykorzystanie webowych systemów bankowych umożliwia wprowadzenie otwartej architektury usługowej, będącej kombinacją usług własnych, pośrednictwa finansowego oraz portalu transakcyjnego.<sup>24</sup> Chcąc zredukować koszty własne oraz zwiększyć jakość i dostępność usług wprowadza się rozwiązania sieciowe, w których koszt realizacji transakcji bankowej stanowi niespełna 1% kosztu wykonania tej samej operacji w oddziale banku.

Interesującą innowacją jest zastosowanie algorytmu genetycznego do zwiększenia wydajności systemu oraz zapewnienie większej odporności na ataki typu *DDoS* (ang. *Distributed Denial of Service*), cechujące się celowym intensywnym przeciążaniem serwerów banku. Al-

<sup>23</sup> Baesens B., Setiono R., Mues C., Vanthien J., *Using Neural Network Rule Extraction and Decision Tables for Credit-Risk Evaluation*, Management Science, Vol. 49, No. 3, March 2003 pp. 312–320, s. 317.

<sup>24</sup> Pietrzak J., *Czynniki przewagi konkurencyjnej ...*, Wyd. Uniwersytetu Gdańskiego, Gdańsk 2002, s. 143.



gorytm genetyczny równoważy obciążenia między hosty, gwarantując nieprzekroczenie założonego maksymalnego czasu odpowiedzi systemu<sup>25</sup>.

Interesująca jest opcja transferu danych finansowych do programu użytkownika, który to program wspomaga zarządzanie domowymi finansami. Warto w tym miejscu wspomnieć o usłudze *MyWallet* operatora *T-Mobile*, czy aplikacja IKO banku PKO BP. Tego rodzaju aplikacje mobilne znacząco zwiększają obciążenie hostów bankowych, co się wiąże z zapotrzebowaniem na równoważenie obciążeń. Wydajność realizacji transakcji systemu bankowego nie powinna być mniejsza niż założone minimum. Kolejne ograniczenie odnosi się do postulatu, aby wielkości pamięci hostów nie została przekroczona. Zakłada się, że zapotrzebowanie na zasób jest stałe podczas realizacji zadań. W każdym komputerze powinna być wystarczająca wielkość zasobów<sup>26</sup>.

### 5.3. Zbliżeniowe transakcje mikroprocesorowych kart płatniczych

W gospodarce elektronicznej ważną rolę odgrywa dostęp do bezpiecznych, wygodnych i stosunkowo szybkich systemów rozliczeń bezgotówkowych<sup>27</sup>. W Polsce dominującym sposobem regulowania należności za towary zamawiane *online* jest zapłata gotówką przy odbiorze przesyłki, podczas gdy na świecie zdecydowanie przeważa posługiwanie się kartami płatniczymi<sup>28</sup>. Wdrożone innowacyjne rozwiązania typu zbliżeniowe karty mikroprocesorowe zapewniają wyższy poziom bezpieczeństwa nie tylko od kart magnetycznych, ale także od kart wirtualnych<sup>29</sup>. Ponadto możliwa jest znacząca redukcja czasu realizacji transakcji o małej wartości. Istotną alternatywą pod względem czasu realizacji transakcji są aplikacje mobilne typu *MyWallet* czy IKO.

Zbliżeniowa karta mikroprocesorowa wyposażona jest w procesor i oprogramowanie sterujące, które kontrolują odczyt i zapis danych zawartych w pamięci. Mikrokomputer jest w stanie przechować kilka tysięcy razy więcej danych niż pasek magnetyczny. Stosowane mikroprocesory są 8- lub 16-bitowe, a także moduły z pamięcią typu EEPROM (ang. *electrically-erasable programmable read-only memory*) o wielkości 8 lub 64 kilobitów. Aplikacje w języku *Java* lub *Basic* wymagają zainstalowania wirtualnej maszyny danego języka programowania. Możliwości tej klasy systemów będą systematycznie rosły, gdyż ich moc obliczeniowa będzie podwajać się co półtora roku.

Standard działania karty chipowej EMV (od *Europay/MasterCard* oraz *Visa*) zapewnia autonomiczne przetwarzanie, przechowywanie i przesyłanie danych. Mikroprocesor weryfikuje numer PIN podany przez użytkownika, co eliminuje konieczność łączenia się z bankiem. Kontrolowanie odczytu i zapisu danych na karcie utrudnia jej sfalszowanie przez kopiowanie. W wypadku kart chipowych nie występuje także problem rozmagnesowania.

Ważnym czynnikiem wpływającym na rozwój technologii EMV jest wielofunkcyjność mikroprocesora o wymiarach 3x5 mm. Zwiększająca się pojemność pamięci elektronicznej umożliwia instalowanie aplikacji komputerowej odnoszącej się do programu lojalnościowego oraz podpisu elektronicznego. Należy oczekiwać pełnej integracji kart płatniczych z kartami telefonicznymi, kartami parkingowymi, biletami komunikacji publicznej, kartami bibliotecznymi, indeksami studenta, a nawet dowodami tożsamości i prawami jazdy.

<sup>25</sup> Balicki J., *Multi-criterion Decision Making ...* Proc. on the 8th Int. Con. on Artificial Intelligence, Knowledge Engineering and Data Bases, February 2009, Cambridge, s. 319.

<sup>26</sup> Węglarz J. i in., *Grid Resource Management*. Kluwer Academic Publishers, Boston 2002, s. 27.

<sup>27</sup> Daniel E. M., Grimshaw D. J., *An exploratory comparison of electronic commerce ...* Journal of Information Technology, vol. 17, s. 139.

<sup>28</sup> Golicic S. L., *The impact of e-commerce on supply chain relationships*. Int. Journal of Physical Distribution, vol. 32, 2002, s. 851.

<sup>29</sup> Zook M., Graham, M., *From cyberspace to DigiPlace...* In: Miller, H. J. (ed.), *Societies and cities in the age of instant access*. London: Springer, s. 223.



Karta chipowa może również pełnić funkcję elektronicznej portmonetki. Można ją bowiem doładować odpowiednią ilością środków pieniężnych, które następnie są odejmowane z konta i przekazywane na rachunek tymczasowy. Każda transakcja zmniejsza stan środków pieniężnych zapisanych w pamięci mikrokomputera. Ponowne doładowanie karty może nastąpić za pomocą przelewu internetowego lub w terminalu typu POS.

Istotą płatności bezgotówkowych za pomocą kart zbliżeniowych jest bezprzewodowa transmisja danych między umieszczonym na karcie chipem a terminalem płatniczym. Komunikacja kart bezstykowych z terminalem odbywa się za pomocą fal radiowych o częstotliwości 13,56 MHz z wykorzystaniem standardu komunikacyjnego ISO 14443. Do popularnych implementacji powyższego standardu zalicza się VSDC – VISA, MChip – MasterCard, AEIPS - American Express, a także J Smart – JCB.

Organizacje wydające karty płatnicze promują w Europie technologię bezstykową do płatności nieprzekraczających kwoty 15 euro. Technologia zbliżeniowa eliminuje konieczność potwierdzania transakcji podpisem lub kodem PIN, co skraca czas transakcji. Ze względów bezpieczeństwa sekwencja trzech kolejnych transakcji zbliżeniowych powinna być zakończona wprowadzeniem kodu PIN. Pierwszą na rynku kartą zbliżeniową była *PayPass* wydana przez *MasterCard*. Programy płatności bezstykowych wprowadziły również *American Express* – jako *ExpressPay*, a także *Visa* – jako *Visa Wave*. Pionierem zbliżeniowych kart mikroprocesorowych na rynku krajowym jest BZ WBK.

Szacuje się, że koszty związane z obsługą płatności gotówkowych stanowią 3% PKB Unii Europejskiej. Prognozuje się, że w 2015 roku co piąte euro będzie wydawane metodami elektronicznymi. Ograniczenie gotówki w obrocie gospodarczym może być źródłem znaczących oszczędności w ciągu najbliższych lat<sup>30</sup>.

#### 5.4. Zastosowanie procesorów graficznych

Wykładniczy wzrost mocy obliczeniowej komputerów umożliwia coraz dokładniejsze badanie złożonych przestrzeni probabilistycznych wykorzystywanych w ocenie ryzyka inwestycyjnego. Wykorzystanie strategii programowania współbieżnego w środowisku równoległych procesorów graficznych GPU pozwala na korzystanie z symulacji ryzyka, które to symulacje jeszcze kilka lat temu były zbyt długotrwałe.

Złożone obliczeniowo metody statystyczne mogą być stosowane w wielu dziedzinach inwestowania, takich jak wycena aktywów spółki, przewidywanie scenariuszy zmian cen akcji, czy wycena opcji na giełdzie papierów wartościowych<sup>31</sup>. Dzięki nowoczesnej technologii, analizy te mogą być prowadzone szybciej oraz mogą dostarczać bardziej dokładne wyniki, co w konsekwencji pomaga podjąć właściwą decyzję.

Szybki wzrost znaczenia procesorów graficznych GPU w biznesie możliwy jest dzięki zaadaptowaniu metod modelowania matematycznego, takich jak metoda *Monte Carlo* w środowisku kart graficznych. Wzrost wydajności obliczeń w tym modelu wynosi, w zależności od stopnia złożoności problemu oraz implementacji, od 77 do 124 razy w porównaniu z systemem obliczeniowym wyposażonym w tradycyjne procesory sekwencyjne<sup>32</sup>.

Potrzeby rynku oraz chęć bycia o krok dalej przed konkurencją spowodowały, że powstały firmy informatyczne specjalizujące się w wytwarzaniu oprogramowania równoległego na potrzeby sektora bankowego, a z tych technologii korzystają znane banki takie jak: JP Morgan

<sup>30</sup> NBP (2009), *Raport na temat pełnego uczestnictwa...*, <http://www.nbp.pl/>, dostęp: 23.09.2013.

<sup>31</sup> Solomon S.: *Option Pricing on the GPU*, High Performance Computing and Communications (HPCC), 2010, s. 23.

<sup>32</sup> NVIDIA, 2013, *Computational Finance*, [http://www.nvidia.com/object/computational\\_finance.html](http://www.nvidia.com/object/computational_finance.html), dostęp 20 luty 2013.



Chase, czy BNP Paribas<sup>33</sup>. W kolejnych latach można się spodziewać dalszego rozwoju technik programowania równoległego, a wysoka konkurencja między producentami tych urządzeń, firmą AMD oraz NVIDIA powinno zapewnić sukcesywne zwiększanie wydajności tych jednostek oraz obniżyć ich cenę.

## Zakończenie

W pracy zaproponowano metodę wektorów nośnych w zastosowaniu do szacowania wartości papierów dłużnych i oceny ryzyka sektora bankowego. Ponadto scharakteryzowano zastosowania sztucznych sieci neuronowych do inwestycji giełdowych, a także do badania wiarygodności potencjalnych kredytobiorców.

Do ciekawszych innowacji wdrożonych w bankowych systemach informatycznych w ciągu ostatnich kilku lat zalicza się wprowadzenie zaawansowanych usług sieciowych. Istotną rolę odgrywają także systemy ekspertowe, w których tradycyjny GUI jest rozszerzany przez wprowadzenie botów umożliwiając znaczącą poprawę szeregu aspektów komunikacji, a także zwiększając dostępność doradców.

Natomiast za pomocą algorytmu genetycznego możliwe jest znaczące skrócenie czasu reakcji systemu bankowego *online*, co umożliwi istotny wzrost wydajności, redukcję kosztów oraz zwiększenie odporności systemu na ataki hakerskie. Z kolei na usprawnienie i zwiększenie bezpieczeństwa transakcji internetowych wpływa zastosowanie zbliżeniowych kart mikroprocesorowych. Warto także podkreślić znaczenie wieloprocessorowych kart graficznych do implementacji złożonych modeli ekonometrycznych stosowanych w bankowości.

Interesującym kierunkiem dalszych badań jest opracowanie metody wektorów nośnych do weryfikacji krajowego sektora bankowego, a także implementacja sztucznych sieci neuronowych do weryfikacji wiarygodności potencjalnych kredytobiorców na procesorach graficznych.

## Literatura

1. Baesens B., Setiono R., Mues C., Vanthien J.: *Using neural network rule extraction and decision tables for credit-risk evaluation*. Management Science, Vol. 49, No. 3, March 2003
2. Balicka H. et al.: *Metody sztucznej inteligencji do wspomaganie bankowych systemów informatycznych*. W: Systemy informatyczne w gospodarce. K. Kreft, D. Wach, J. Winiarski (red.), Wyd. Uniwersytetu Gdańskiego, Gdańsk 2013
3. Balicki J., *Multi-criterion Decision Making by Artificial Intelligence Techniques*. Proc. on the 8th Int. Con. on Artificial Intelligence, Knowledge Engineering and Data Bases, February 2009, Cambridge
4. Bechler A., *Porównanie efektywności sieci neuronowych i modeli ekonometrycznych we wspomaganie decyzji kredytowych*, Zastosowania metod statystycznych w badaniach naukowych, StatSoft Polska, Kraków 2003
5. Brown C.: *Technical Analysis for the Trading Professional, Second Edition: Strategies and Techniques for Today's Turbulent Global Financial Markets*. The McGrawHill Companies, New York 2011
6. Cairncross F.: *The death of distance: how the communications revolution will change our lives*. Harvard Business School Press, Cambridge (US) 1997
7. Castells M.: *The rise of the network society*. Basil Blackwell, Oxford 1996

<sup>33</sup> NUMTECH, 2010, GPGPU and Financial Business, <http://www.numtech.co.jp/files/documents/seminar/20101019/20101019E.pdf>, dostęp 20 luty 2013.

8. Chaveesuk R., Srivaree-Ratana C., Smith A.E.: *Alternative neural network approaches to corporate bond rating*. *Journal of Engineering Valuation and Cost Analysis*, vol. 2, 1999
9. Chissick M., Kelman A.: *Electronic commerce: law and practice*. Sweet - Maxwell, London 2000
10. Daniel, E. M., Grimshaw, D. J.: *An exploratory comparison of electronic commerce adoption in large and small enterprises*. *Journal of Information Technology*, vol. 17, 2002
11. Gkoutzinis A. A.: *Internet banking and the law in Europe. Regulation, financial integration and electronic commerce*, Cambridge University Press, Cambridge 2006
12. Golicic, S. L., et al.: *The impact of e-commerce on supply chain relationships*. *Int. Journal of Physical Distribution*, vol. 32, 2002
13. Graham M.: *Warped geographies of development: The Internet and theories of economic development*. *Geography Compass*, vol. 2/3, 2008
14. Henley W.E., Hand D.J.: *A k-nearest-neighbour classifier for assessing consumer credit risk*, *The Statistician*, Volume 45, Issue 1 (1996)
15. Larousse D. T.: *Metody i modele eksploracji danych*. Wydawnictwo Naukowe PWN, Warszawa 2008
16. Majer I.: *Application scoring: logit model approach and the divergence method compared*, Department of Applied Econometrics, Working Paper, No. 10-06, 2006
17. Mylonakis J., Diacogiannis G.: *Evaluating the likelihood of using linear discriminant analysis as a commercial bank card owners credit scoring model*. *International Business Research*, Vol. 3, No. 2, 2010
18. Nazari M., Alidadi M.: *Measuring credit risk of bank customers using artificial neural network*. *Journal of Management Research*, vol. 5, No. 2, 2013
19. NBP: *Raport na temat pełnego uczestnictwa RP w trzecim etapie Unii Gospodarczej i Walutowej*, [http://www.nbp.pl/Publikacje/O\\_Euro/RE1.pdf](http://www.nbp.pl/Publikacje/O_Euro/RE1.pdf), 2009
20. NUMTECH: GPGPU and financial business. <http://www.numtech.co.jp/files/documents/seminar/20101019/20101019E.pdf>, dostęp: 20 luty 2013
21. NVIDIA: Computational Finance, [http://www.nvidia.com/object/computational\\_finance.html](http://www.nvidia.com/object/computational_finance.html), dostęp: 20 luty 2013
22. Orłowski W. M.: *Świat, który oszalał, czyli poradnik na ciekawe czasy*. Wyd. Agora, Warszawa 2008
23. Pietrzak E., Markiewicz M. (red.): *Finanse, bankowość i rynki finansowe*, Wyd. Uniwersytetu Gdańskiego, Gdańsk 2006
24. Pietrzak J.: *Czynniki przewagi konkurencyjnej na rynku bankowych usług detalicznych*, Wyd. Uniwersytetu Gdańskiego, Gdańsk 2002
25. Solomon S.: *Option pricing on the GPU*, *High Performance Computing and Communications*, 2010
26. Srivastava R. P.: *Automating judgmental decisions using neural networks: a model for processing business loan applications*, *Proceedings of the 1992 ACM annual conference on Communications*
27. Walkiewicz R.: *Bankowość inwestycyjna*, Poltext, Warszawa 2001
28. Węglarz J., Nabrzyski J., Schopf J.: *Grid resource management: State of the art and future trends*. Kluwer Academic Publishers, Boston 2002
29. Yobas M.B., Crook J.N., Ross P.: *Credit scoring using neural and evolutionary techniques*. *IMA Journal of Mathematics Applied in Business and Industry*, Vol. 11, 2000

30. Zan H. et al.: *Credit rating analysis with support vector machines and neural networks: a market comparative study*. Decision Support Systems, vol. 37, 2004
31. Zook M., Graham M.: *From cyberspace to DigiPlace: visibility in an age of information and mobility*. In: Miller, H. J. (ed.) *Societies and cities in the age of instant access*. Springer, London 2007

## ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS AND SUPPORT VECTOR MACHINE IN BANKING COMPUTER SYSTEMS

### Summary

In this paper, some artificial neural networks as well as a support vector machines have been studied due to bank computer system development. These approaches with the contact-less microprocessor technologies can upsurge the bank competitiveness by adding new functionalities. Moreover, some financial crisis influences can be declines.

**Keywords:** bank information systems, artificial neural networks, support vector machines

dr hab. inż. Jerzy Balicki, prof. PG  
Politechnika Gdańska  
Wydział Elektroniki, Telekomunikacji i Informatyki  
Katedra Architektury Systemów Komputerowych  
ul. G. Narutowicza 11/12, 80-233 Gdańsk  
balicki@eti.pg.gda.pl

mgr inż. Piotr Przybyłek  
studia doktoranckie  
Politechnika Gdańska  
Wydział Elektroniki, Telekomunikacji i Informatyki  
Katedra Architektury Systemów Komputerowych  
ul. G. Narutowicza 11/12, 80-233 Gdańsk  
piotr.przybylek@gmail.com

mgr inż. Marcin Zadroga  
studia doktoranckie  
Politechnika Gdańska  
Wydział Elektroniki, Telekomunikacji i Informatyki  
Katedra Architektury Systemów Komputerowych  
ul. G. Narutowicza 11/12, 80-233 Gdańsk  
marcin.zadroga@gmail.com

mgr inż. Marcin Zakidalski  
studia doktoranckie  
Politechnika Gdańska  
Wydział Elektroniki, Telekomunikacji i Informatyki  
Katedra Architektury Systemów Komputerowych



ul. G. Narutowicza 11/12, 80-233 Gdańsk  
mzakidalski@gmail.com