

L'ANALYSE DU RISQUE DE FAILLITE PAR LE BIAIS DES SYSTÈMES DE L'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE

Paul Pașcu, Assist. Prof., PhD, "Ștefan cel Mare" University of Suceava

Abstract: This article aims to present a number of aspects of the use of Artificial Intelligence techniques (IA) for the analysis and diagnosis of company's bankruptcy. Based on a series of indicators that define and measure business activity, we want to introduce a system of diagnosis and prediction based on the IA methods. The aim of our work is to present a number of advantages of using intelligent systems could become a useful instrument in the management of the company.

Keywords: artificial neural network, firm diagnosis, bankruptcy forecast, pattern recognition.

I. Introduction

Les entreprises non-productives se confrontent avec des difficultés financières pour lesquelles les chances d'insolvence (l'impossibilité de payer les dettes vers les tiers) sont extrêmement élevées. Les modèles de prédilection apportent un véritable support décisionnel dans le contexte de l'actuelle crise financière, permettant non seulement l'avertissement primaire des possibles situations d'insolvence, mais aussi la minimisation du temps de calcul de la solvabilité des clients qui sollicitent du financement, par l'identification des possibles financements à très haut degré de risque.

II. Le choix du réseau neuronal artificiel – aspects théoriques

Nous nous proposons de construire un model efficace de prédiction des entreprises roumaines à risque de faillite en utilisant un système fondé sur des réseaux neuronaux artificiels et l'établissement des principaux indicateurs financiers. Ils vont contribuer à l'établissement rapide des entreprises de se confronter avec des difficultés financières. Pour cela, nous avons envisagé des indicateurs financiers selon le tableau ci-dessous [1].

Tableau no 1. Indicateurs utilisés dans la prédiction de faillite de l'entreprise

Indicateur	Rate financières	Prédiction
I1	Flux de trésor / Total actives	Non-faillite /faillite
I2	Profit net / total active	Non-faillite /faillite
I3	Capital de travail / Total actives	Non-faillite /faillite
I4	Rapport Dettes / Total actives	Non-faillite /faillite
I5	Liquidité courante	Non-faillite /faillite

Dans l'analyse des cinq indicateurs (I1, I2, ..., I5) si les valeurs sont de dimensions différentes, alors les caractéristiques avec les valeurs absolues auront un plus grand effet sur

les résultats de la classification. Par conséquent, nous serons obligés d'apporter les valeurs caractéristiques au même ordre de dimension. À ce sens, la méthode utilisée fréquemment est d'ajustement du domaine à travers lequel on peut effectuer la transformation suivante sur les valeurs des caractéristiques:

$$x_{i,nouveau} = \frac{(x_{i,ancien} - x_{i,min})}{(x_{i,max} - x_{i,min})}$$

(1)

Dans ce contexte, nous soulignons le fait que, pour réduire le nombre des caractéristiques, la sélection des caractéristiques significatives s'impose à cause du fait que, pour une classification correcte, il est nécessaire que le nombre des formes soit beaucoup plus

grande que le nombre des caractéristiques (un rapport $\frac{m}{n} > 3$ étant considéré comme acceptable). Dans notre démarche pratique, nous supposons que $F(x)$ représente une dimension de l'activité décrite par l'indicateur x .

On suppose que $X(x_1, x_2, \dots, x_n)$ représente une forme qui appartient à la classe c , avec des paramètres normalisés x_i . Pour chaque x_i de la forme x il existe un paramètre (poids) p_i représentant l'importance de x_i (les poids peuvent être calculés, par exemple, comme des coefficients de corrélation partielle ou établis par un expert).

Pour la forme x , $F(x)$ est calculé selon la formule [2] :

$$F(x) = \sum_{i=1}^n p_i x_i \quad (2)$$

$$M(c) = \left(\sum_{x \in c} F(x) \right) / p \quad (3)$$

où p est le nombre des formes qui appartiennent à la classe c .

La classe c_1 se trouve dans une relation « < » avec la classe c_2 si $M(c_1) < M(c_2)$.

Pour la prédiction des indicateurs qui correspondent à l'année suivante, nous allons définir la suivante architecture de réseau neuronal artificiel : 5 neurones pour la couche d'entrée, 5 neurones pour la couche cachée et 1 neurone pour la couche de sortie.

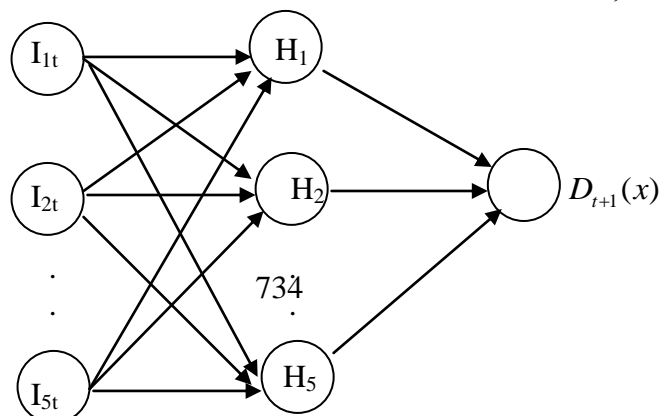
Le nombre des neurones cachés (NrH) dans un réseau avec trois couches est calculé selon la formule suivante:

$$NrH = \frac{1}{2 \times (nr.input + nr.output)} + \sqrt{\text{No formes d'entraînement}}$$

(4)

L'architecture du réseau neuronale artificiel est présentée dans la figure 1:

Fig 1. Le reseau neuronale avec 5 neurones sur la couche d'entrée,



5 neurones sur la couche cachée et 1 neurone sur la couche de sortie

Nous allons présenter les résultats obtenus tout en utilisant une fonction sigmoïde pour activer la couche cachée et la fonction identité pour la couche de sortie. Le processus d'entraînement du réseau commence par l'entraînement d'un nombre d'années connues et puis, la prédiction pour l'année suivante va se réaliser. L'entraînement est repris, incluant dans le set d'entraînement les valeurs prévues antérieurement, pour trouver les valeurs pour l'année suivante.

III. Données expérimentales

Pour des données afférentes à une période de huit ans (2006-2013) pour les cinq indicateurs (I1, I2, ...I5) nous allons parcourir les étapes suivantes:

1. Reconnaître et classifier les formes et, selon leurs ordres de dimensions différentes, on les normalise
2. L'entraînement du réseau neuronal artificiel
3. La prédiction pour l'année suivante ayant comme point de départ l'année précédente

1		Phase:	I1	I2	I3	I4	I5	Class	F(X)	M
2	I12006	1	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00	0,2	2,12	1,86
3	I22007	1	0,689871	0,878954	0,28	0,38	1,00	0,1	1,00	2,24
4	I32008	2	0,692783	0,879789	0,14	0,19	1,00	0,1	1,98	
5	I42009	1	0,695415	0,882864	0,78	0,78	1,00	0,1	2,00	
6	I52010	2	0,698117	0,884446	0,67	0,45	0,58	0,3	3,00	4,20
7	I62011	1	0,687319	0,876789	0,44	0,51	0,57	0,3	4,20	
8	I72012	1	0,676521	0,866784	0,44	0,33	0,56	0,3	5,10	
9	I82013	1	0,685723	0,878982	1,00	1,00	0,21	0,4	6,20	5,80
10	Min		775	5860	88,00	84,00	83,00			
11	Max		2900	22400	98,00	95,00	99,00			

Tableau no 2. La normalisation des données et leur classification

Nous pouvons obtenir une représentation fidèle de toute l'évolution économique en divisant par classes à travers les techniques de reconnaissance des formes ou utilisant une dimension scalaire $D(x)$ définie antérieurement.

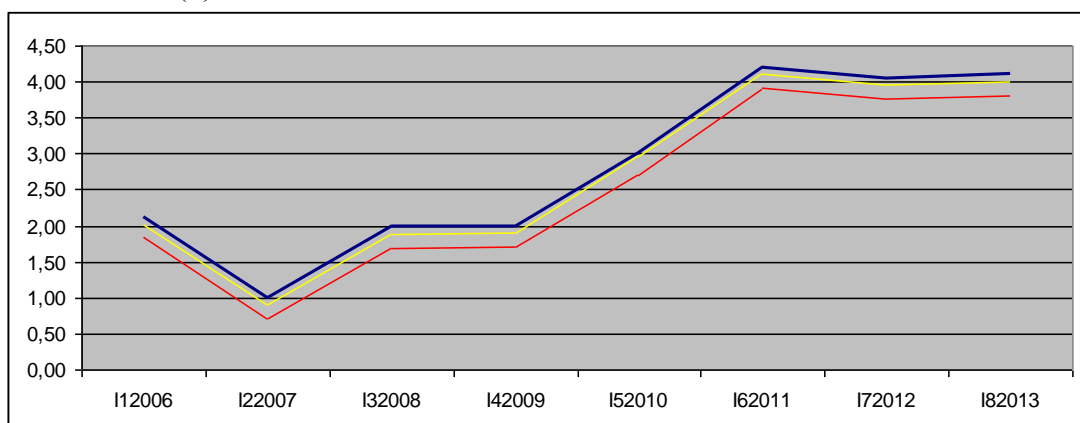


Fig. 3. La représentation de l'évolution économique en fonction du nombre d'époques utilisées pour entraîner le réseau (rouge - 800 époques, jaune - 3000 époques, bleu - 5000 époques)

Le processus d'entraînement du réseau est réalisé en trois phases, selon la fig.4. Il commence par l'entraînement pour un nombre d'années connues et ensuite va se réaliser la prédiction pour l'année suivante. L'entraînement est repris, incluant dans le set d'entraînement les valeurs provisionnées antérieurement pour trouver les valeurs pour l'année suivante.

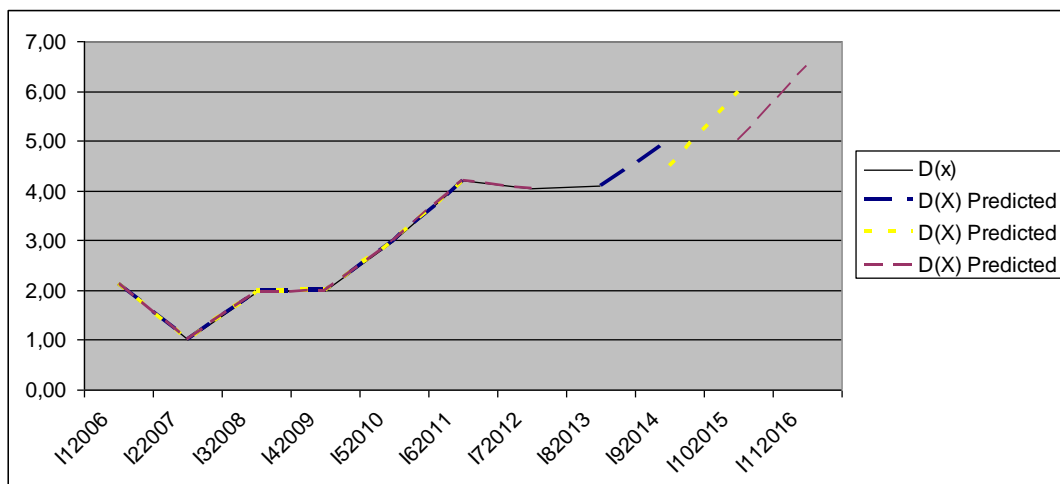


Fig. 4. La représentation de la prévision de l'évolution économique et du risque de faillite

Les résultats obtenus, par l'utilisation du modèle présenté déjà, confirme la réalité que la prédiction pour une période de temps plus étendue n'est pas exacte. Pour une meilleure approximation, nous considérons qu'une solution serait la projection des modèles pour les systèmes non-linéaires. L'une des méthodes utilisées pour évaluer et prédire est celle de l'analyse de la régression.

Conclusions

Les processus économiques et financiers ont une importance majeure dans la société, pour les entités économiques comme partie intégrante de l'économie nationale. Par conséquent, la compréhension de ces processus, leur transformation et leur prédiction de l'évolution présentent un intérêt majeur. Dans la plupart des cas, la transformation et la prédiction classique avec des modèles déterministes simples ne produit de résultats satisfaisants.

Mais, sans doute, nous considérons que, grâce à leur capacité de détecter les dépendances non-linéaires dans le set des données d'entrée, les réseaux neuronaux représentent une alternative extrêmement efficace pour les modèles existants.

Bibliographie :

[1] Iancu E., Pascu P., Morariu N., [The audit process and the new era of informatics](#), IJAR, vol.3, no.3, may 2011

[2] Morariu N., Vlad S., *The Joint Use of Artificial Intelligence Technique for Diagnostication and Prediction*, Journal of Applied Computer Science & Mathematics, no1., 2007