

Data analytics e intelligenza artificiale per l'analisi di bilancio. Performance e profili di business degli spin-off accademici

Renata Paola Dameri¹, Roberto Garelli², Marina Resta³

Sommario: 1. Introduzione - 2. L'uso delle reti neurali nell'ambito dell'accounting: l'analisi della letteratura - 3. La metodologia di indagine: le SOMs – Self-Organizing Maps - 4. Il caso empirico: l'analisi delle performance degli spin-off accademici e la profilazione dei cluster - 4.1 Natura e performance degli spin-off universitari - 4.2 La selezione dei dati e la costruzione del dataset - 4.3 I cluster generati dalla SOM - 5. Risultati e discussione del caso – 6. Conclusioni e lavori futuri - Bibliografia

Abstract

This research applies neural networks – namely: Self-Organising Maps (SOMs) - to analyse a bunch of financial indicators drawn from the balance sheet of academic spin-offs. The goal of the work is twofold: first, it aims at processing financial data to extract knowledge about the still uncertain role and strategic profile of academic spin-offs; second, it aims at understating whether SOMs are able to support investigations on firms' performance, and to decide strategic orientation thanks to the processing of financial indicators. After a deep literature review about both the application of SOMs to financial reporting data and the business profile of academic spin-offs, the paper carries on an empirical investigation on 810 Italian academic spin-offs, using their financial reporting data. The results show that SOMs succeed in extracting the main features of different academic spin-off archetypes that can be then explained via traditional financial analysis instruments.

¹ Professore Associato di Economia aziendale, Dipartimento di Economia, Università degli Studi di Genova, e-mail: dameri@economia.unige.it

² Professore Associato di Economia aziendale, Dipartimento di Economia, Università degli Studi di Genova, e-mail: rgarelli@economia.unige.it

³ Ricercatore in Matematica applicata, Dipartimento di Economia, Università degli Studi di Genova, e-mail: resta@economia.unige.it

Keywords: analisi di bilancio, misurazione delle performance, reti neurali, SOMs, spin-off accademici

1. Introduzione

L'utilizzo dell'intelligenza artificiale e in particolare delle reti neurali nel settore dell'accounting non è cosa recente, ma affonda le sue radici negli anni della prima informatizzazione dei processi contabili e della diffusione di strumenti per l'applicazione delle reti neurali al settore economico. Tuttavia, nel corso del tempo le applicazioni delle reti neurali ai dati contabili si sono via via estese nello spettro delle possibili applicazioni, interessando il managerial accounting, la revisione contabile e, soprattutto, l'analisi di dati estratti dal financial reporting (Hajek and Henriques, 2017). Ciò è dovuto da un lato al fatto che i bilanci delle imprese sono sempre più disponibili in formato digitale e quindi elaborabili elettronicamente in modo rapido ed economico, senza dover sopportare il costo di raccolta dei dati ex novo (Back et al., 2001); dall'altro alla formalizzazione naturale dei dati di bilancio, che produce dati standardizzati per tutte le imprese; ciò a sua volta consente di costruire ampi database di dati contabili comparabili tra loro (Leon et al, 2017).

Le reti neurali sono algoritmi che si basano sull'analisi di basi di dati al fine di estrarne le similitudini e le caratteristiche principali. A differenza di altri strumenti di *data analytics* (quali per esempio gli strumenti statistici) le reti neurali applicano un processo deduttivo anziché induttivo, in quanto da una grossa quantità di dati, grazie ad un processo di ragionamento per esempi, sono in grado di generare nuova conoscenza precedentemente non nota. Le reti neurali quindi sono uno strumento particolarmente adatto per estrarre conoscenza in ambiti in cui non vi sono regole predefinite o costanti nel tempo (Chung-Fern Wu, 1994; Zhang et al., 1999; McNelis, 2005; and Han et al., 2006).

Un esempio interessante relativo all'applicazione delle reti neurali al settore dell'analisi di bilancio riguarda la capacità di questi algoritmi di elaborare dati o indicatori economico-finanziari al fine di raggruppare le istanze (ossia le imprese) tra loro più simili, suggerendo clusters di imprese che possono essere accomunate da un profilo di performance economico-finanziarie somigliante (Demyanyk & Hasan, 2010; Nazari & Alidadi, 2013; Betz et al., 2014). Le reti neurali non sono in grado di spiegare il perché tali istanze si somiglino, ma possono dare ragione di quali elementi maggiormente concorrono a produrre tale somiglianza (Han et al., 2006; Angelini et al., 2008). La successiva analisi dei dati con strumenti di tipo tradizionale può integrare la conoscenza del fenomeno indagato.

In tale accezione, l'applicazione delle reti neurali si può manifestare utile nell'analisi dei principali indicatori di bilancio di una qualche categoria di imprese innovative, per

le quali le performance attese, il profilo di business e le traiettorie evolutive non sono noti a priori. Si pensi per esempio alle start-up innovative nei settori tecnologici più avanzati, alle imprese sociali o agli spin-off accademici. Questi ultimi sono start-up che derivano da un processo di incubazione nel contesto universitario, al fine di trasferire più velocemente ed efficacemente le conoscenze frutto della ricerca accademica verso il mercato (Pirnay et Surlemont, 2003; Walter et al., 2006). Tuttavia, ad oggi gli spin-off accademici non mostrano un comportamento chiaro ed omogeneo e le loro performance in termini di conseguimento di utili, creazione di posti di lavoro o creazione e commercializzazione di proprietà intellettuale appaiono controverse (Lockett et al., 2003; Rasmussen et al., 2016; Bigliardi et al., 2013).

Rispetto al quadro sopra delineato, lo scopo del presente lavoro è applicare un particolare tipo di reti neurali, le *SOMs - Self-Organizing Maps* – ai principali indicatori di bilancio di tutti gli spin-off universitari Italiani, al fine di verificare se queste siano in grado di estrarre dagli indicatori dei clusters di spin-off che condividono lo stesso comportamento di business. Le SOMs dovrebbero essere particolarmente adeguate per questo tipo di analisi, in quanto trattasi di reti neurali che si auto-organizzano in funzione dei dati elaborati; ciò è particolarmente importante, in quanto in settori nuovi quali quello degli spin-off accademici non si posseggono dati storici a sufficienza per addestrare la rete e disporre al contempo di un adeguato set di backtesting (Kaski, 1997; Kohonen, 1998; Vesanto et al., 2000).

La nostra analisi evidenzia che le SOMs sono in grado di produrre clusters di spin-off caratterizzati da similitudine molto elevata rispetto ad un sottoinsieme degli indicatori utilizzati. L'analisi di tali indicatori e dei valori che essi assumono in ogni cluster consente di estrarre alcuni comportamenti tipici degli spin-off universitari e di tracciare una possibile classificazione del loro orientamento strategico.

Tuttavia, la sperimentazione qui presentata presenta anche alcuni limiti, che verranno adeguatamente presentati e saranno oggetto di prossimi lavori di ricerca.

2. L'uso delle reti neurali nell'ambito dell'accounting: l'analisi della letteratura

L'utilizzo di strumenti informatici per simulare il funzionamento del cervello umano è antico quanto l'informatica stessa; già nel 1943 W.S. McCulloch e W. Pitts propongono un modello di neurone artificiale, e nel 1958, J. Von Neumann nella sua opera "The computer and the brain" esamina varie soluzioni di intelligenza artificiale, evidenziando tuttavia come i limiti tecnologici di allora impedissero la loro applicazione a problemi complessi.

Nel 1991 la rivista *Expert Systems with Applications* pubblica uno special issue sul tema: *Expert System for Accounting, Auditing, and Tax*, per esplorare le potenzialità dell'intelligenza artificiale applicata al settore contabile, fiscale e della revisione (Brown,

1991). Vi compaiono 14 articoli, per lo più focalizzati sui sistemi esperti, ma tra essi compare un lavoro sulle reti neurali artificiali descritte come strumento promettente per supportare decisioni complesse nell'ambito contabile (Hansen e Messier, 1991).

Le reti neurali sono particolarmente efficaci nello scoprire pattern di dati, comportamenti ricorrenti o clusters di istanze su grandi database, grazie alla loro capacità di analisi multidimensionale effettuata in totale assenza di indicazioni preliminari su cosa cercare (Elliot, 1992; Granlund, 2011). Sono molti gli autori che individuano potenziali importanti nell'utilizzo di questi algoritmi nel settore dell'accounting e l'AICPA (American Institute of Certified Public Accountants) e l'IIA (Institute of Internal Auditor) hanno riconosciuto le reti neurali, insieme ad altri strumenti di intelligenza artificiale, come tecnologie fondamentali per la ricerca nelle rispettive discipline (CGMA, 2013).

Le potenzialità dell'utilizzo delle reti neurali nell'ambito dell'accounting derivano da alcune loro caratteristiche distintive rispetto ad altri strumenti di analisi dei dati. Tra queste, assumono particolare importanza la capacità di risalire a conclusioni di validità generale tramite lo studio di esempi e la capacità di riconoscere similarità tra i dati (Foltin and Garceau, 1996).

Gli algoritmi neurali possono fornire outputs che rispondono ad applicazioni di tipo predittivo, prescrittivo o descrittivo (Amani e Fadlalla, 2017). Le applicazioni predittive mirano a prevedere il comportamento di una o più variabili, in funzione di una istanza di dati: per esempio, prevedere il comportamento della variabile "Default dell'impresa" (che può assumere valore 1 o 0) data una istanza di n indicatori di bilancio (Cil, 2012; Liao e Chen, 2014; Sun et al., 2014). Le applicazioni delle reti neurali alla previsione di default sono numerose e costituiscono ad oggi il principale settore di applicazione nell'ambito del financial accounting (Omar et al., 2017).

Le applicazioni prescrittive mirano a identificare norme comportamentali da suggerire, per esempio nell'ambito della gestione delle scorte o dell'allocazione di risorse scarse (Li and Kuo, 2008; Tang, 2009). Un ambito di frequente applicazione riguarda la revisione contabile e la compliance dei dati (Daigle and Lampe, 2005): le reti neurali possono essere utilizzate per scoprire le frodi e per indicare comportamenti opportuni di revisione dei bilanci (Kirkos et al. 2007, 2010).

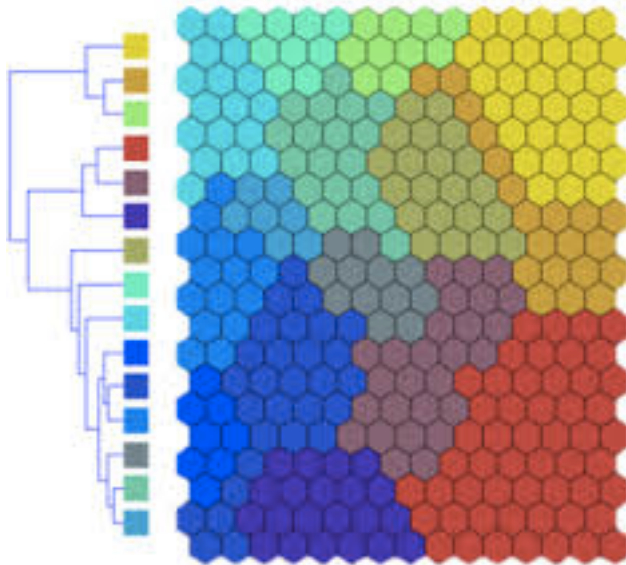
Infine, le applicazioni descrittive riguardano l'utilizzo delle reti neurali per classificare, clusterizzare e comparare tra loro dati e serie di dati, o per scoprire, evidenziare e visualizzare patterns ricorrenti di dati (Koskivaara, 2004; Alpar e Winkelsträter, 2014). Un esempio di tale utilizzo riguarda la comparazione e lo studio delle performance economico-finanziarie, effettuati grazie all'analisi degli indicatori di bilancio (Back et al., 2001; Kloptchenko et al., 2004).

L'analisi più puntuale delle pubblicazioni scientifiche che riguardano l'uso delle reti neurali nell'ambito del solo financial accounting evidenzia che molti ricercatori hanno provato ad utilizzare questo strumento per estrarre da indicatori economico-finanziari conoscenza ancora ignota relativa a gruppi di imprese, grazie alla capacità delle reti

neurali di tenere conto contemporaneamente di tutti gli indicatori, secondo relazioni causa-effetto non predeterminate (Trigueiros, 1991; Liou, 2008). Studi evidenziano come l'analisi sia poco efficace quando applicata ad una generalità di imprese (Eklund et al., 2008; Dameri et al., 2016), ma diventi più precisa e focalizzata se applicata a imprese omogenee per dimensione, settore di attività o localizzazione geografica (Turkan et al., 2015; Khediri et al., 2015; Resta, 2016).

Tuttavia, l'utilizzo delle reti neurali per esaminare indici di bilancio è stato rivolto principalmente a problemi relativi alla previsione di insolvenza (Tam and Kiang, 1990; Wilson and Sharda, 1994; etc... fino a Betz et al., 2014), a individuazione di frodi (Omar, 2017), per supportare decisioni di finanziamento da parte di banche ed altri istituti finanziari (Angelini et al., 2008; Eletter et al., 2010; Nazari and Alidadi, 2013). Meno numerose sono le applicazioni che mirano ad utilizzare gli indicatori di bilancio per classificare le imprese analizzate in funzione delle loro performance, sfruttando le potenzialità di clustering delle reti neurali. Si vedano ad esempio Turkan et al. (2011), che utilizza reti neurali applicate ad indicatori di bilancio per classificare istituti bancari rispetto alla loro maggiore o minore internazionalizzazione, oppure Khediri et al. (2015) che impiega le reti neurali per distinguere le imprese islamiche dalle altre.

Fig. 1 - La rappresentazione grafica di una SOM



Fonte: Eklund et al., 2003

Il presente lavoro si differenzia pertanto dalla maggior parte delle pubblicazioni esistenti in quanto intende utilizzare reti neurali applicate a indicatori di bilancio per

raggruppare le imprese, e successivamente utilizzare sia gli output della rete neurale, che strumenti di analisi tradizionali per comprendere le ragioni del raggruppamento e tracciare il profilo dell'impresa "tipo" di ciascun cluster.

Inoltre, le reti neurali sono strumenti particolarmente efficaci nel fornire una rappresentazione grafica dei risultati conseguiti. In Fig. 1 possiamo vedere come il risultato dell'elaborazione di una rete neurale sia visualizzabile graficamente (Eklund et al 2003).

Ogni esagono rappresenta un neurone, ossia un possibile output di elaborazione del dataset di input. Ciascun esagono può rappresentare una istanza, più istanze o nessuna istanza. Nella figura, le aree colorate diversamente rappresentano clusters che raggruppano tutte le istanze con un profilo simile, valutato rispetto a tutti i dati di input contemporaneamente. Rapportando questa figura ad un ipotetico caso di analisi di bilancio, si potrebbe pensare che ciascun cluster raggruppi k imprese che sono tra loro più simili rispetto a quelle in altri clusters, derivando tale somiglianza da TUTTI gli n indicatori di bilancio utilizzati per descrivere ciascuna impresa. Ciò significa che non necessariamente le imprese presentano individualmente tutti gli indicatori simili, ma che l'insieme degli indicatori, considerati nel complesso, disegnano per le imprese del cluster un profilo caratterizzato da similarità.

3. La metodologia di indagine: le SOMs – Self-Organizing Maps

La SOM – Self Organizing Map – è una rete neurale che può essere utilizzata come strumento per classificare, raggruppare e visualizzare dati complessi (Kohonen, 1982). La SOM proietta uno spazio multidimensionale di input su una griglia bidimensionale, sulla quale è possibile identificare vari clusters. I clusters, a loro volta, raccolgono variabili di input con caratteristiche simili. Nel caso di specie, lo spazio multidimensionale di input può essere costituito da una matrice di n imprese e m indicatori di bilancio.

La SOM di fatto si presenta come una griglia (di solito rettangolare) in cui sono presenti nodi disposti su r righe ed s colonne. La dimensione complessiva della griglia dipende dalla numerosità del campione in ingresso, ma per convenzione il numero di nodi è pari all'incirca al 10% del numero dei campioni componenti l'input.

All'origine, ogni neurone della SOM è associato ad un nodo della SOM, ossia ad un vettore w_{rs} di m componenti casuali.

Come primo passo, si seleziona un elemento dal campione di input. Nel nostro caso, ciò implica selezionare i valori degli m indicatori di bilancio che contraddistinguono la generica impresa i . La presentazione dell'input alla SOM genera una competizione tra i neuroni della rete neurale, diretta ad individuare il cosiddetto neurone vincitore, ossia il neurone w^* più simile (il meno distante da un punto di vista analitico) all'input presentato.

Formalmente, siano \mathbf{x}_i un vettore nello spazio di input e \mathbf{w}_{rs} un neurone collocato nella SOM alla riga r e colonna s . Per ogni \mathbf{x}_i ($i=1, \dots, n$) avremo:

$$d(\mathbf{x}_i, \mathbf{w}_{rs}) = [(\mathbf{x}_i - \mathbf{w}_{rs})^T \cdot (\mathbf{x}_i - \mathbf{w}_{rs})]^{1/2} \quad (1)$$

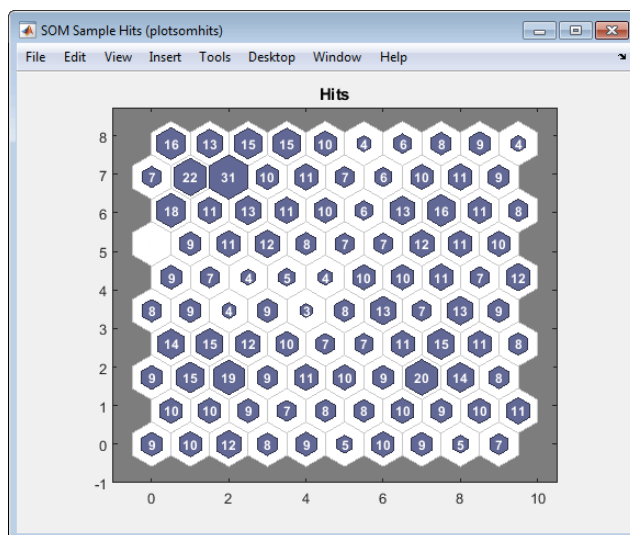
La (1) calcola la distanza tra ogni input (impresa, connotata dai suoi indicatori) e ogni neurone della mappa. Il neurone vincitore (o leader) \mathbf{w}^* è quello che rende minima la (1). Per \mathbf{w}^* e per i neuroni che lo circondano, ossia che appartengono al suo intorno Nw^* , interviene una procedura di "aggiustamento", nel corso della quale i pesi dei neuroni all'oggetto vengono aggiornati secondo la:

$$\mathbf{w}_{rs} = \mathbf{w}_{rs}, \text{ se } \mathbf{w}_{rs} \notin Nw^* \quad \mathbf{w}_{rs} = e^{-\alpha} \mathbf{x}_i + (1-e^{-\alpha}) \mathbf{w}_{rs}, \text{ se } \mathbf{w}_{rs} \in Nw^* \quad (2)$$

In pratica, la (2) modifica selettivamente i pesi della rete, tenendo conto dell'errore di approssimazione tra l'input e il leader.

La procedura è reiterata fino a che tutti gli input sono stati presentati alla SOM, ovvero per più epoche (reiterazioni complete della matrice di input), fino a che l'errore non scende sotto un'opportuna soglia qualificata.

Fig. 2 - La rappresentazione grafica di una SOM e dell'assegnazione delle istanze ai neuroni



Fonte: Mathworks

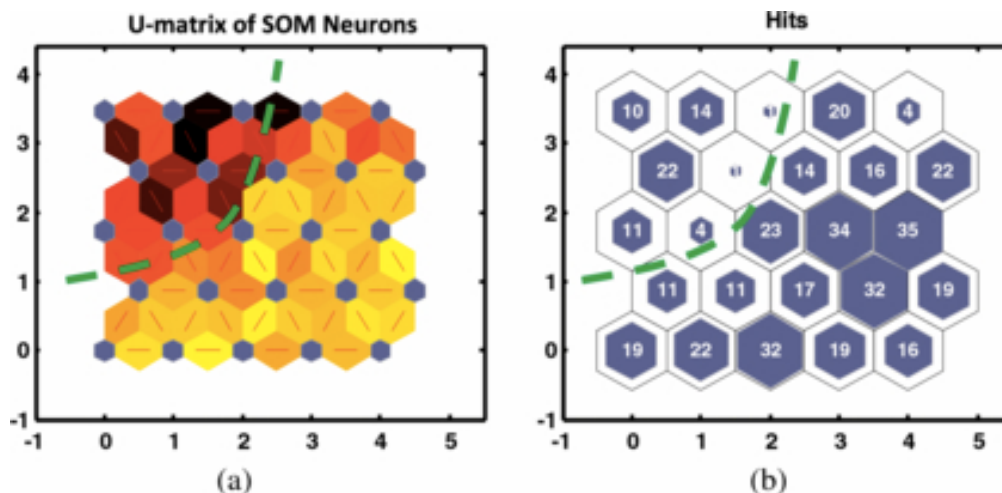
Al fine di identificare gli (eventuali) raggruppamenti definitisi all'interno della mappa, e assegnare ad essi un significato interpretabile, si procede sulla SOM finale provvedendo ad etichettare ogni neurone sulla base dell'input di cui è più rappresentativo, ossia sulla base dell'input da cui il neurone dista meno secondo la (1) che viene ri-calcolata per tutti gli input.

L'attribuzione di una istanza-impresa ad un neurone implica che le imprese identificate dallo stesso neurone o da neuroni adiacenti siano tra loro le più somiglianti in senso completo, ossia in relazione alla combinazione di tutti gli indicatori che le contraddistinguono.

Per esempio si veda la Figura 2: rappresenta una SOM composta da $10 \times 10 = 100$ neuroni. Ciascun esagono è un neurone ed è identificato da un vettore di pesi; il numero inscritto all'interno dell'esagono rappresenta il numero di istanze che sono assegnate a quel neurone. Applicando i pesi ai dati di input, ciascuna istanza verrà assegnata al neurone vincitore il cui vettore dei pesi giace più vicino al vettore d'ingresso.

Nella figura, si evince chiaramente come le istanze di input non siano equamente distribuite, ma si addensino in alcuni neuroni, mentre altri contengono poche o nessuna istanza. Si noti che nell'angolo in alto a sinistra vi sono alcuni neuroni che contengono 16, 13, 15, 31, 22, ... istanze: questa area rappresenta un cluster, in quanto quelle istanze appartengono o allo stesso neurone, o a neuroni adiacenti, che in base all'algoritmo di aggiustamento descritto dalla (2) hanno valori simili al neurone vicino.

Fig. 3 - L'individuazione dei cluster



Fonte: Mathworks

In Figura 3 si vede il passaggio dalla rete neurale al cluster: laddove il sistema incontra un'area poco densa di istanze, traccia il confine tra un cluster e un altro.

4. Il caso empirico: l'analisi delle performance degli spin-off accademici e la profilazione dei cluster

Il caso di studio che viene qui presentato applica una SOM ad un database di 810 spin-off accademici italiani, con lo scopo principale di definire cluster di spin-off accomunati dallo stesso orientamento strategico e il fine secondario di sondare l'efficacia delle SOMs nell'individuare comportamenti comuni a gruppi di imprese grazie a indicatori di bilancio.

4.1 *Natura e performance degli spin-off universitari*

Nel corso degli ultimi anni, crescente importanza è stata data – in tutto il mondo, ma principalmente in Italia – agli spin-off universitari, considerati come iniziative imprenditoriali efficaci per supportare il trasferimento tecnologico e dei risultati della ricerca accademica al mercato (Locket et al., 2003). Il numero di spin-off e i risultati economici conseguiti costituiscono infatti un parametro per la valutazione di qualità degli atenei e della ricerca.

Gli spin-off universitari sono definiti come nuove iniziative imprenditoriali costituite allo scopo di sfruttare dal punto di vista commerciale conoscenze, tecnologie o risultati della ricerca sviluppata in ambito accademico (Pirnay and Surlemont, 2003). Questa definizione mette in evidenza i quattro aspetti principali caratterizzanti uno spin-off universitario: l'impresa di nuova costituzione, il contenuto di conoscenza, il ruolo dell'università e lo scopo commerciale. Tuttavia, né la ricerca scientifica né le indagini empiriche concordano sul ruolo assunto da questi quattro elementi costitutivi e gli spin-off emergono come un fenomeno complesso, che coinvolge diversi attori e contempla vari obiettivi (Rasmussen et al., 2016).

Per esempio, molti autori insistono sull'accezione di spin-off come imprese di nuova o recente costituzione, ma le indagini empiriche rivelano l'esistenza di spin-off accademici che si definiscono ancora tali dopo più di 20 anni dalla loro costituzione (Garvin, 1983; Perez and Sanchez, 2003; Grimaldi and Grandi, 2005; Chu et al., 2006; Bolzani et al., 2014).

Moltissimi autori sono altresì d'accordo nel considerare il legame tra lo spin-off e l'università come un elemento distintivo rispetto ad altre start-up innovative (Ortín-Ángel e Vendrell-Herrero, 2014), ma anche questo elemento è fonte di complessità ed eterogeneità. Per esempio, alcuni autori individuano nell'orientamento imprenditoriale dei ricercatori un fattore cruciale di successo per lo spin-off (Visintin and Pittino, 2014; Dameri et al., 2015; Martens et al., 2016), mentre altri individuano nel supporto

dell'università madre il fattore critico di successo più importante (Rasmussen and Wright, 2015; Soetanto and Jack, 2016).

Anche le conoscenze sono un elemento distintivo dello spin-off, che viene solitamente costituito per utilizzare e sfruttare economicamente i risultati della ricerca accademica (Guerrero e Urbano, 2014; Adams et al., 2014; Upstill and Symington, 2002). Le diverse tipologie di conoscenza incorporata in uno spin-off universitario influenzano notevolmente le modalità del suo sfruttamento economico e il modello di business assunto dallo spin-off: gli spin-off che si basano su conoscenza codificata (esempio un brevetto) sono considerati *product-oriented*, ovvero orientati alla produzione e commercializzazione di prodotti che incorporano le conoscenze e tecnologie sviluppate precedentemente in università; mentre gli spin-off basati su conoscenza implicita sono considerati *service-oriented*, in quanto le competenze del personale di estrazione accademica sono sfruttate per fornire servizi avanzati e ad alto valore aggiunto (Pirnay and Surlemont, 2003; Druhile and Garnsey, 2004).

Anche il cosiddetto fine commerciale degli spin-off è fonte di eterogeneità nelle loro scelte strategiche e nei modelli di business adottati (Buratti et al., 2015). Uno spin-off universitario può mirare non solo a incorporare conoscenza in prodotti e servizi, ma anche a commercializzare la conoscenza stessa, per esempio sotto forma di servizi di consulenza (Pirnay et Surlemont, 2003; Carayannis et al., 1998; Zhara et al., 2007). Tuttavia gli spin-off universitari possono anche avere finalità più ampie ed eterogenee rispetto alla commercializzazione di beni e servizi, quali la creazione di posti di lavoro di alto profilo (Steffensen et al., 2000; Perez and Sanchez, 2003; Walter et al., 2006), o la creazione di valore per un ecosistema regionale (Radosevich, 1995; Bathelt et al., 2010). Talvolta gli spin-off vengono costituiti per portare avanti un progetto di ricerca che passa dalla fase di ricerca pura alla fase di ricerca applicata, sperimentale, con l'eventuale prototipazione di prodotti o strumenti per la produzione. Lo spin-off, come avviene frequentemente negli USA, può anche avere il fine ultimo di essere acquistato da società di grandi dimensioni e capitalizzare definitivamente il valore economico.

L'analisi della letteratura evidenzia quindi che dagli spin-off si attendono benefici di varia natura, che interessano una molteplicità di stakeholder, quali imprenditori, università, ricercatori, e più in generale la società nel suo complesso, grazie all'accelerazione impressa dagli spin-off alla trasformazione dei risultati della ricerca in prodotti e servizi di utilità per i potenziali consumatori (Van Burg et al., 2008; Bathelt et al., 2010; Mueller, 2006; Zhara et al., 2007). Le caratteristiche costitutive degli spin-off li rendono diversi rispetto ad altre start-up innovative, con le quali pertanto non necessariamente condividono il profilo strategico e il modello di business. Inoltre, vista la eterogeneità delle loro caratteristiche e dei loro fini, essi sono differenti anche tra loro.

Tuttavia, la capacità degli spin-off universitari di trasformare gli output della ricerca scientifica e tecnologica in creazione di valore e sviluppo territoriale non emerge chiaramente e necessita di essere ulteriormente investigata (Ndonzuau et al. 2002;

Erdos and Varga, 2012; Fini et al., 2016). Manca una classificazione della natura strategica e dell'orientamento di business degli spin-off universitari, che tornerebbe particolarmente utile per comprenderne il ruolo di motore di sviluppo e innovazione e supportarli adeguatamente con politiche mirate ed opportune.

Tale classificazione tuttavia si presenta ardua per le seguenti ragioni:

- dipende da una molteplicità di fattori tra loro tutti interconnessi, per cui richiede una analisi multidimensionale;
- trattandosi di un fenomeno abbastanza recente e piuttosto frastagliato, non sono disponibili modelli teorici di riferimento da validare sul campo, essi vanno piuttosto costruiti a partire dall'analisi della casistica disponibile;
- non sono disponibili banche dati complete relative agli spin-off, al processo di loro costituzione o alle loro performance, per cui non sono possibili né studi a carattere nazionale, né comparazioni internazionali.

Le caratteristiche degli spin-off accademici e il contesto di riferimento si prestano per sperimentare l'uso delle SOMs al fine di raggruppare le imprese in funzione di una molteplicità di indicatori che riflettano la multidimensionalità dei rapporti causa-effetto e l'eterogeneità dei profili e delle scelte di business effettuate consciamente o inconsciamente dai ricercatori-imprenditori. Come si è visto nei paragrafi precedenti, l'assenza di modelli teorici non costituisce un ostacolo al loro utilizzo, anzi l'individuazione di archetipi di spin-off costituisce il fine primario dell'applicazione della SOM ai dati raccolti dagli spin-off.

4.2 La selezione dei dati e la costruzione del dataset

Per condurre l'analisi empirica si è fatto riferimento al database di spin-off accademici costruito e aggiornato da Netval, disponibile al sito: www.spinoffricerca.it.

Tale database riporta l'elenco degli spin-off italiani con i loro dati identificativi; grazie a tale elenco è stato possibile condurre una successiva estrazione dei dati di bilancio degli spin-off dal database AIDA, la sezione italiana di Bureau Van Dijk, che contiene tutti i dati finanziari delle società italiane, oltre ad altre informazioni di natura giuridica, commerciale etc.

L'indagine è stata condotta nel 2016, avendo come riferimento più di 1.300 spin-off accademici. Al fine di avere un database in ingresso completo e privo per quanto possibile di dati mancanti, è stato necessario procedere a selezionare gli spin-off che presentavano le seguenti caratteristiche:

- a. spin-off attivi nel 2015;
- b. spin-off costituiti da almeno tre anni, che potessero quindi avere già svolto un minimo di attività significative ai fini dei dati contabili;

- c. spin-off che avessero regolarmente presentato e depositato il bilancio d'esercizio.

Dopo le predette selezioni, il database risultante include 810 imprese, caratterizzate da sette indicatori di performance individuati secondo i criteri di seguito illustrati.

La scelta delle variabili – e nel nostro caso degli indicatori di performance – da includere nel dataset da elaborare mediante le SOMs costituisce una problematica non chiaramente affrontata da altri studi che hanno utilizzato le SOMs nell'ambito contabile. L'analisi della letteratura rivela uno spettro molto ampio di casi, in cui il numero di indicatori utilizzati come dati di input varia da un minimo di 4 (come in Kiviluoto, 1998) a un massimo di 47 (come in Deng e Mai, 2009). In tutti i casi esaminati, i ricercatori forniscono indicazioni di massima (non dettagliate) sulla scelta qualitativa degli indicatori, generalmente riferendosi a come un certo problema (previsione del default, individuazione di una frode di bilancio, etc.) sia stato affrontato in letteratura, al di là dell'uso delle SOMs. Mai è stata fornita indicazione sulla scelta quantitativa, ovvero sul perché si è selezionato un certo numero di indicatori.

È evidente che il numero e la tipologia di indicatori selezionati influenzino i risultati della SOM, per cui la selezione andrà effettuata tenendo conto dei risultati che si vogliono conseguire, avendo cura però di non influenzare l'algoritmo. Poiché le SOMs hanno una elevata capacità di elaborare grosse quantità di dati e di scovare relazioni multidimensionali tra le variabili, è possibile utilizzare un elevato numero di indicatori in input; tuttavia, più numeroso il vettore di dati, più difficile sarà poi comprendere e commentare i risultati conseguiti (Back et al., 2001; Eklund et al., 2008).

Nel caso in esame, sono stati scelti gli indicatori che maggiormente si prestano a profilare l'intento strategico degli spin-off accademici, così come evidenziato in letteratura e in particolare nei lavori che maggiormente si focalizzano sul concetto di performance degli spin-off accademici (Bennenworth and Charles, 2005; De Coster and Butler, 2006; Walter et al., 2006; Zahra et al., 2007; Berbegal-Mirabent et al., 2015). In tutti i casi si tratta di proxy, che approssimano la descrizione dell'aspetto considerato. Gli aspetti più rilevanti per individuare il profilo strategico di uno spin-off possono essere così descritti.

- (a) Il ruolo che la conoscenza codificata ha nei processi gestionali dell'impresa (Upstill e Symington, 2002; Dameri e Garelli, 2016).
- (b) L'importanza degli investimenti in infrastrutture produttive, che individua l'orientamento dello spin-off alla produzione materiale di prodotti (Pirnay e Surlemont, 2003).
- (c) Il numero dei dipendenti individua la capacità dello spin-off di creare lavoro (Steffensen et al., 2000).
- (d) Il livello medio degli stipendi indica la capacità dello spin-off di occupare lavoratori altamente qualificati, utilizzati per esempio per proseguire nell'attività di ricerca iniziata in ambito accademico o per fornire servizi di consulenza (Zahra et al., 2007).

- (e) Infine, l'entità dei ricavi indica in che misura lo spin-off è effettivamente orientato al mercato, ovvero alla commercializzazione di prodotti capaci di incorporare i risultati della ricerca (Mustar et al., 2008).
- (f) A questi aspetti tratti dalla letteratura, abbiamo aggiunto due altri elementi cruciali per comprendere quale sia l'orientamento strategico di uno spin-off accademico:
- (g) la profittabilità, quale elemento che distingue una impresa "vera" da una organizzazione non realmente orientata al mercato;
- (h) la capacità dello spin-off di creare extrareddito e di capitalizzarlo, quale indicatore di maggiore solidità patrimoniale e orientamento strategico nel medio-lungo termine.

Con queste premesse, sono stati individuati sette indicatori da utilizzare quali variabili di input:

1. IA/K - Intangible Assets / Total assets - il rapporto tra le Immobilizzazioni immateriali e il totale attivo di bilancio rappresenta il peso della conoscenza codificata (quale per esempio i brevetti).
2. FA/K - Fixed Assets / Total assets - il rapporto tra le Immobilizzazioni materiali e il totale attivo rappresenta il peso dell'investimento in infrastrutture produttive.
3. EMPL/K - Nr of Employees / Total assets - il rapporto tra il numero dei dipendenti e il totale del capitale investito è un proxy della maggiore o minore intensità di lavoro o di capitale dell'impresa.
4. W/Empl - Wages / Nr of Employees - il rapporto tra il monte salari e il numero dei dipendenti costituisce una misura della retribuzione media e quindi un proxy della qualificazione dei lavoratori.
5. R/K - Revenues / Total assets - il rapporto tra i ricavi di vendita e il totale attivo è una misura dell'importanza delle vendite rispetto agli investimenti e costituisce un proxy del maggiore o minore orientamento al mercato.
6. ROE - Return on Equity - il rapporto tra reddito netto e capitale netto costituisce l'indice più significativo della redditività aziendale.
7. Sh.Eq/N - Shared Equity / N - il rapporto tra il capitale sociale e il capitale netto indica indirettamente il peso dell'autofinanziamento accantonato a riserva, è un indice di solidità patrimoniale ma indica anche quanto i soci siano disposti ad investire nel futuro dell'impresa.

Infine, abbiamo estratto dal database AIDA anche una variabile non finanziaria, la seniority, che indica il numero di anni di vita di uno spin-off; ciò sia perché uno spin-off matura il proprio intento strategico nel corso del tempo, sia perché l'orientamento strategico dello spin-off può mutare man mano che si trasforma da start-up (innovativa) a impresa consolidata (Van Geenhuizen e Soetanto, 2009). La variabile della Seniority

non viene però utilizzata per alimentare la SOM, ma solo come variabile esplicativa dei risultati conseguiti.

4.3 I cluster generati dalla SOM

Una volta costruito il dataset di 810 righe o istanze (gli spin-off accademici) per 7 colonne (gli indicatori di bilancio), si procede ad applicare l'algoritmo di SOM, utilizzato per 2000 epoche su una matrice di 30x30 neuroni.

Per valutare la significatività dell'elaborazione, è stato preliminarmente condotto un test ANOVA, che ha evidenziato come su 7 indicatori 6 siano significativi nel distinguere le imprese appartenenti ad un cluster rispetto agli altri cluster; risulta non significativa la variabile $Sh.Eq/N$, per cui emerge che la capacità di autofinanziamento non costituisce elemento discriminante tra le imprese appartenenti ai diversi cluster.

Il risultato della SOM è rappresentato graficamente in Figura 4 e 5 dove sono rappresentate: la U-Matrix o Unified matrix che visualizza la collocazione spaziale degli spin-off rispetto all'elaborazione congiunta di tutti e 7 gli indicatori, e il dettaglio dei clusters emergenti.

La Figura 4 va interpretata come segue. I differenti colori indicano diverse fasce di valori assunti dai neuroni. I valori più bassi sono indicati dalle aree blu e magenta, i più alti dai colori gialli e rossi. Si nota subito come i valori più alti siano concentrati nell'area in basso a sinistra, mentre i valori più bassi si posizionano nell'area in alto a destra. La collocazione spaziale NON ha significato in termini ordinali (la mappa dei neuroni non è un piano cartesiano), ma indica come si raggruppano le imprese.

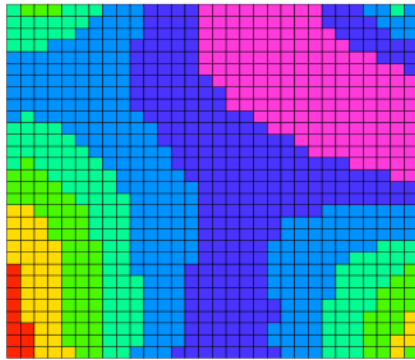
In Figura 5, invece, sono stati evidenziati i clusters, tracciando dei confini laddove la similitudine interna viene meno. Le aree dello stesso colore indicano che in quei neuroni si posizionano istanze/spinoff simili tra loro. Ogni area colorata costituisce quindi un cluster diverso, in cui sono raggruppate le imprese simili. Estensione e confini dei cluster sono individuati dalla SOM mediante l'algoritmo di comparazione e pesatura dei valori della matrice di input.

Il sistema attribuisce ad ogni istanza il numero del neurone in cui viene allocata, e ciascun neurone appartiene ad un cluster, per cui è possibile estrarre dalla matrice di input le imprese in funzione del cluster di appartenenza ed analizzare i dati di ciascuna, come vedremo nel paragrafo successivo.

L'analisi congiunta delle due visualizzazioni consente di evidenziare che gli spin-off si organizzano in sette cluster, ciascuno dei quali contiene istanze (imprese) più simili alle imprese del proprio cluster che non a imprese di altri gruppi.

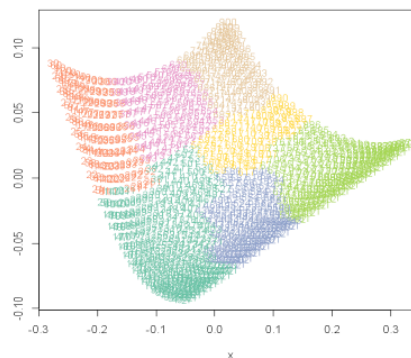
La potenza elaborativa delle SOM si evidenzia particolarmente nella capacità di gestire la complessità del problema trattato senza ridurre le dimensioni di analisi: l'appartenenza ad un cluster piuttosto che ad un altro è il risultato dell'elaborazione congiunta e multidimensionale dei 7 indicatori considerati simultaneamente.

Figura 4: La U-Matrix



Fonte: nostra elaborazione

Figura 5: I clusters



5. Risultati e discussione del caso

L'applicazione della SOM alla matrice degli spin-off accademici ha restituito una mappa di neuroni in cui ciascuna istanza è stata collocata in funzione del valore assunto contemporaneamente dagli indicatori. L'algoritmo ha poi evidenziato delle aree in cui si raggruppano le istanze più somiglianti tra loro e ha individuato sette cluster di imprese. Per ciascun cluster, 6 dei 7 indicatori sono stati rilevanti e distintivi per la clusterizzazione, e l'unico indicatore risultato influente è Sh.Eq/N.

Come già detto, è importante notare che la SOM clusterizza le istanze rispetto a tutti gli indicatori, per cui non è detto che le imprese raggruppate presentino anche valori contigui per ciascun indicatore singolarmente considerato. Nel complesso però, il profilo generale delle imprese appartenenti a ciascun cluster determinato dall'insieme dei 7 indicatori emerge come più simile rispetto alle imprese esterne al cluster.

L'analisi dei clusters è stata effettuata calcolando per ciascun indicatore e per ciascun cluster i valori medi, come si evince dalla Tabella 1. Per ciascun indicatore si è provveduto ad indicare i valori minimi in **giallo** e i valori massimi in **rosso**, al fine di far emergere le peculiarità di ciascun cluster. Laddove in una colonna ci sono molti gialli e rossi, significa che quel cluster ha i valori minimi o massimi di quell'indicatore e quindi risulta maggiormente connotato.

L'analisi dei dati della Tabella 1 evidenzia a prima vista due clusters particolarmente significativi; Cluster 1 e Cluster 6 in cui le caselle gialle e rosse sono più numerose.

Tabella 1. Valore degli indicatori nei cluster

	Cl.1	Cl.2	Cl.3	Cl.4	Cl.5	Cl.6	Cl.7
Mean IA/K	0,04572	0,06088	0,05273	0,03793	0,35173	0,71547	0,04395
Min value IA/K	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,19671	0,52531	0,00000
Max value IA/K	0,28717	0,23541	0,33404	0,32526	0,55371	0,95692	0,21770
Mean FA/K	0,07776	0,03549	0,38818	0,05682	0,04545	0,02035	0,03322
Min value FA/K	0,00000	0,00000	0,22054	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000
Max value FA/K	0,39780	0,23185	0,87428	0,28112	0,25496	0,25653	0,19503
Mean Empl/K	0,01321	0,00608	0,00738	0,01239	0,00779	0,00495	0,00924
Min value Empl/K	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000
Max value Empl/K	0,07333	0,09091	0,03460	0,26466	0,14986	0,03381	0,11655
Mean W/Empl	19,96141	8,89158	19,61472	22,28960	21,84972	13,68961	15,04364
Min value W/Empl	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000
Max value W/Empl	309,40300	86,40750	76,05800	188,67200	137,01900	102,76067	94,44140
Mean R/K	2,06919	0,15447	0,57856	1,27241	0,40347	0,15479	0,70513
Min value R/K	1,62152	0,00000	0,00000	0,95000	0,00000	0,00000	0,40257
Max value R/K	3,06329	0,46703	1,64768	1,68019	1,28822	0,81996	1,01772
Mean ROE	-0,70803	0,05441	-0,13218	0,10696	-0,58143	0,25602	0,06643
Min value ROE	-47,65517	-20,59827	-4,72055	-3,92679	-25,52520	-8,77674	-4,21942
Max value ROE	0,81323	59,58796	1,75421	0,93796	1,33877	39,49383	1,39650
Mean di SH, EQ/N	2,11477	1,06373	0,59745	0,39603	0,95286	0,34915	0,47501
Min value SH, EQ/N	-10,27582	-2,22486	-0,39635	-5,97183	-0,27555	-30,86420	-4,75964
Max value SH, EQ/N	114,94253	21,59827	5,13347	2,15499	26,52520	7,06964	2,81897

Il Cluster 1 si presenta ben delineato: ha bassi investimenti in immobilizzazioni, sia materiali che immateriali, bassa capitalizzazione ed elevato flusso dei ricavi rispetto al totale dell'attivo. Ha alta intensità di lavoro rispetto al capitale e una redditività mediamente non positiva. Il cluster comprende 64 imprese, pari all'8% del totale. Questi spin-off hanno piccole dimensioni, pochi investimenti, pochi dipendenti ma un valore medio-alto delle retribuzioni. Sono orientati al mercato, probabilmente offrono consulenza e non prodotti materiali, ma non riescono a generare profitti.

Il Cluster 6 è quello in cui vediamo da subito più gialli e rossi: presenta valori elevati di Immobilizzazioni immateriali sul totale attivo, elevata redditività e valori molto bassi di intensità di lavoro rispetto all'intensità di capitale, nonché valori minimi per quanto riguarda i ricavi di vendita e la presenza di immobilizzazioni materiali. A questo cluster appartengono 64 spin-off, pari all'8% del totale. Queste imprese sono specialmente orientate alla creazione di conoscenza e di proprietà intellettuale, che non sfruttano per creare e vendere prodotti (hanno bassissimi investimenti in impianti e bassi ricavi) ma forse per cedere brevetti; sono imprese con una elevata seniority.

Il Cluster 3, al contrario, evidenzia elevati valori di investimenti in immobilizzazioni materiali rispetto al totale attivo; gli altri indicatori non sono particolarmente significativi, eccetto l'elevata remunerazione media del personale. L'orientamento al mercato è basso (basso rapporto tra ricavi di vendita e totale attivo) e la redditività

media non è positiva. La seniority è alta, ciò evidenzia imprese che non si posizionano realmente sul mercato, ma forse sono di appoggio alla ricerca accademica, con alta capacità di sopravvivenza malgrado le basse performance. Questo cluster comprende 63 imprese, pari circa al 7% del totale.

Questi tre cluster hanno in comune due caratteristiche: contengono poche imprese (7-8% del totale) con caratteristiche ben delineate ed elevata seniority. Ciò fa pensare ad imprese costituite da tempo, che hanno conseguito un proprio profilo di business: nel cluster 1, orientato al mercato mediante la commercializzazione di consulenze (bassi investimenti in immobilizzazioni); nel cluster 3, orientato alla ricerca, con risultati economici non soddisfacenti; nel cluster 6, orientato alla commercializzazione della conoscenza e alla profittabilità.

Gli altri quattro cluster invece condividono questi aspetti comuni: sono popolati da un maggior numero di imprese (intorno al 20% ciascuno), hanno seniority bassa e un profilo strategico meno chiaro.

Il Cluster 2 presenta valore minimo per quanto riguarda l'entità dei ricavi e la remunerazione dei dipendenti, ma le altre caratteristiche sono abbastanza indistinte e non è possibile trarre conclusioni rilevanti sulle imprese di questo cluster, che contano per il 21% del totale. La seniority è molto bassa.

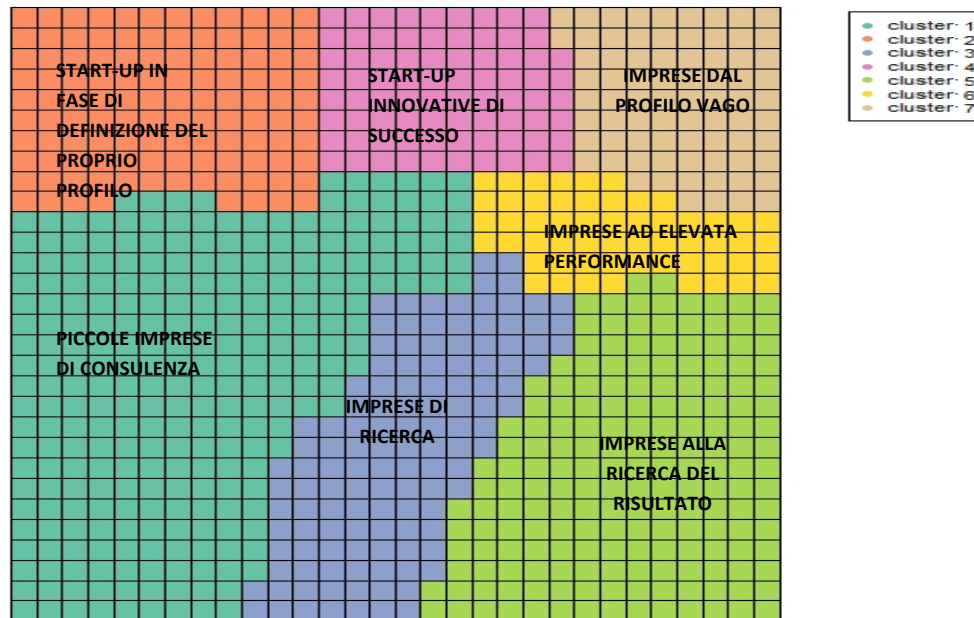
Interessante il Cluster 4, che presenta valori minimi per quanto riguarda le Immobilizzazioni immateriali (e valori molto bassi anche per le Immobilizzazioni materiali) e valore massimo del rapporto tra molte salari e numero dei dipendenti. L'impresa tipo presenta un profilo di basso investimento, con alte remunerazioni e un discreto flusso di ricavi: prevalgono le conoscenze tacite incorporate nelle competenze dei lavoratori e l'impresa si offre sul mercato non con prodotti (non ha struttura produttiva) ma con servizi. Realizza un valore di redditività medio-alto. Data la bassa seniority, emergono come start-up innovative di successo.

Malgrado il Cluster 5 non presenti valori massimi o minimi, una lettura più attenta della Tabella 1 evidenzia che queste imprese hanno alti investimenti in Immobilizzazioni immateriali accompagnate a elevata remunerazione media dei dipendenti; vi sono bassi investimenti in infrastrutture produttive materiali e una intensità di lavoro rispetto all'intensità del capitale medio/alta. Anche questo gruppo presenta una prevalenza di risorse intangibili (capitale intellettuale formalizzato e non formalizzato) rispetto agli elementi tangibili, ma bassa propensione al mercato e redditività negativa.

Il Cluster 7 non presenta elementi particolarmente significativi: per le imprese appartenenti a questo gruppo non è possibile definire un profilo strategico. Il Cluster 7 può essere considerato quale cluster residuale.

In base a questa analisi possiamo rappresentare in modo sintetico il profilo delle imprese appartenenti a ciascun cluster in Figura 6. Le caratteristiche salienti dei cluster sono riassunte in Tabella 2.

Figura 6. I cluster e i profili delle imprese



Fonte: nostra elaborazione

Uno sguardo d'insieme ai risultati prodotti dalla SOM evidenzia che la rete è stata capace di polarizzare adeguatamente soprattutto le imprese con i profili più connotati, in cui troviamo valori medi degli indicatori molto distintivi rispetto alle altre imprese. Per esempio, il Cluster 6 ha un valore di IA/K pari a 0,71, più del doppio del secondo valore medio (0,35 del Cluster 5) e dieci volte tanto rispetto al valore medio di altri cluster. Inoltre, il Cluster 6 presenta anche un valore di ROE pari a circa 0,20, più del doppio rispetto al secondo valore (0,10 del Cluster 4) e molto maggiore rispetto ai valori che ritroviamo negli altri cluster. Lo stesso ragionamento può essere condotto anche per altri indicatori. Si evidenzia quindi che la clusterizzazione avviene simultaneamente per più caratteri, procedura non applicabile mediante strumenti tradizionali di analisi di bilancio.

Un altro elemento interessante riguarda la seniority: si nota come vi sono tre cluster (1, 3 e 6) in cui la seniority è molto elevata e più del doppio rispetto alla seniority media degli altri cluster. Tale indicatore non era fornito alla SOM, tuttavia la polarizzazione ha portato a riconoscere come gli spin-off più anziani si raggruppino nei tre cluster che hanno anche caratteristiche meglio definite. In questo caso, il risultato emerge "spontaneamente" dalla elaborazione, confermando l'idea che il profilo strategico degli spin-off non è stabilito a priori, bensì tende a formarsi nel corso del tempo.

Tabella 2. Caratteristiche dei clusters

Cluster	Connotazioni	Tipologia
<i>Cluster 1</i>	Bassa rigidità degli investimenti e bassa incidenza delle immobilizzazioni immateriali. Elevata velocità di rotazione del capitale che non consente, tuttavia, di ottenere elevata redditività. Bassa occupazione con elevato costo del lavoro. Seniority elevata.	Di piccola consulenza
<i>Cluster 2</i>	Basso flusso di ricavi rispetto al capitale investito e bassa remunerazione dei dipendenti. Bassa seniority.	In fase di definizione del proprio profilo
<i>Cluster 3</i>	Elevata rigidità degli investimenti. Elevata retribuzione del personale e bassa redditività netta. Seniority elevata.	Orientate alla ricerca
<i>Cluster 4</i>	Bassa incidenza di immobilizzazioni (materiali e immateriali). Elevato costo del lavoro. Rotazione del capitale investito piuttosto elevata che consente di mantenere la redditività su livelli positivi.	Innovative di successo
<i>Cluster 5</i>	Prevalenza di risorse intangibili e alte remunerazioni al personale. Redditività netta negativa.	Alla ricerca del risultato
<i>Cluster 6</i>	Elevata incidenza delle immobilizzazioni materiali e immateriali e bassa intensità del lavoro rispetto agli investimenti. Elevata redditività con scarsa velocità di rotazione del capitale. Seniority elevata	Ad elevata performance
<i>Cluster 7</i>	Cluster residuale con valori scarsamente connotati.	Profilo vago

6. Conclusioni e lavori futuri

Malgrado le prime esperienze di applicazione delle reti neurali in generale e delle SOMs in particolare a tematiche contabili siano piuttosto datate, questa tematica presenta punti oscuri ancora da approfondire e opportunità ancora da sfruttare. L'evoluzione della tecnologia e del suo utilizzo rispetto alle prime applicazioni delle SOMs ai bilanci delle imprese consente oggi di disporre di grandi banche dati di bilanci già accessibili in formato elettronico e di elevate capacità di calcolo. Queste due considerazioni aprono possibilità di impiego molto più ampie ed efficienti rispetto al passato. Le SOMs per le loro caratteristiche si prestano ampiamente ad analizzare grosse quantità di dati relativi a settori di indagine scarsamente conosciuti o esplorati, giovani, privi di teorie aziendali sottostanti. Infatti, ciò che le SOMs forniscono in output sono classificazioni dei dati elaborati che non derivano dall'applicazione o dalla verifica

empirica di una o più ipotesi teoriche; esse sono invece la rappresentazione grafica e la categorizzazione di fatti esaminati per se stessi, la cui successiva analisi permette di comprendere le ragioni di tali classificazioni.

Nel caso del nostro lavoro, due erano le finalità che ci ponevamo all'inizio. La prima era quella di investigare la natura e l'orientamento di business degli spin-off accademici: fenomeno recente nei grandi numeri, basato su processi di start-up e incubazione particolari e differenti rispetto ad altre imprese, le cui performance e finalità sono spesso oscure e scarsamente definite.

L'utilizzo delle SOMs ha permesso di indagare il fenomeno a partire dai dati di bilancio di 810 imprese italiane, scandagliando sette indicatori di bilancio utilizzati per classificare le imprese e trarre indicazioni sul loro intento strategico e sulla loro capacità di creare valore. I risultati sono indicativi di imprese che sono per lo più orientate alla creazione e/o all'utilizzo di conoscenza, ma con caratteristiche diverse tra loro che si polarizzano in alcuni cluster ben definiti e in altri con caratteristiche più sfumate. L'applicazione della SOM ha permesso di creare gruppi che possono essere analizzati distintamente, con un profilo quantomeno abbozzato che consente di "fare ordine" in una massa di imprese molto eterogenee e scarsamente profilate.

La seconda finalità perseguita era di carattere metodologico: verificare se e in che modo l'utilizzo delle SOMs può consentire di applicare ai dati economico-finanziari delle imprese le potenzialità delle tecnologie di data analytics basate su intelligenza artificiale.

Dopo l'indagine empirica, possiamo affermare che le SOMs si sono rivelate utili principalmente per le loro seguenti caratteristiche:

1. capacità di elaborare grosse quantità di dati e fornire una rappresentazione chiara ma non semplificata della realtà sottostante: le SOMs non riducono la complessità dei fenomeni, ma sono in grado di gestirla in modo semplice;
2. capacità di analizzare un certo fenomeno senza richiedere la definizione a priori di modelli matematici o teorici da validare: al contrario, è la SOM che ci fornisce una classificazione del fenomeno indagato, su cui è possibile condurre ulteriori riflessioni;
3. capacità di fornire un output sintetico, frutto dell'elaborazione simultanea di n elementi di input, considerati in modo multidimensionale, così da cogliere adeguatamente le sfaccettature del fenomeno indagato, senza mai far prevalere a priori un aspetto rispetto agli altri.

Sono tuttavia emerse anche criticità e difficoltà.

Innanzitutto, alcuni aspetti relativi all'applicazione delle SOMs ai dati di bilancio non sono mai stati affrontati e chiariti adeguatamente. In particolare, due sono gli aspetti maggiormente critici: la scelta dei dati di input e il trattamento della dispersione dei dati.

Come già citato precedentemente, l'analisi della letteratura evidenzia numerosissimi esempi di utilizzo di reti neurali in generale e SOMs in particolare applicate ad indicatori economico-finanziari tratti dai bilanci. Tuttavia, mai gli autori hanno motivato la scelta di un certo numero di indicatori, piuttosto che un altro. È evidente che più sono gli indicatori da esaminare, maggiore sarà la complessità di un certo fenomeno che può essere presa in considerazione. La dimensione del vettore di input influenza la classificazione delle imprese e fornisce output differenti.

In molti casi, gli autori hanno affrontato il tema facendo riferimento alla letteratura di accounting, selezionando quegli indicatori che la teoria ha segnalato come maggiormente significativi per esaminare un certo fenomeno. Ci si riferisce qui in particolare a due tematiche maggiormente interessate dall'uso delle SOMs, la previsione delle insolvenze e la ricerca di frodi e falsi di bilancio, per le quali gli indicatori sono stati tratti dalla letteratura in tema. Malgrado ciò, il numero di indicatori utilizzati presenta una elevata variabilità

Nel nostro caso, la scelta è stata effettuata avendo due obiettivi: creare una relazione tra i dati di input e la teoria relativa agli spin-off e generare dati di output di facile interpretazione. Altre applicazioni empiriche da noi effettuate (su altri dati e tematiche, si veda la bibliografia) hanno presentato maggiori difficoltà di interpretazione dei risultati a causa di un numero molto elevato di indicatori, difficili da commentare in modo unitario.

Anche la gestione della dispersione dei dati pone un problema metodologico. Da un lato, l'eliminazione dei dati anomali consente di avere una matrice di input più compatta e risultati più semplici da interpretare, non influenzati da uno o pochi dati molto dispersi rispetto ai valori medi. Dall'altro, l'eliminazione delle anomalie riduce la complessità reale di un fenomeno e porta a risultati che potrebbero essere non del tutto rappresentativi della realtà.

Per dare risposta a queste criticità, futuri lavori verranno condotti con diverse alternative sia nel numero degli indicatori, che nella inclusione o eliminazione dei dati anomali, al fine di confrontare le soluzioni raggiunte e predisporre alcune linee guida per le applicazioni empiriche delle SOMs ai dati economico-finanziari.

Bibliografia

- Adams, R., Alexander, A., & Öberg, C. (2014). Innovation management capabilities for start-ups and spin-offs: A literature review. In *IMP Conference*, September 1-6 2014, Bordeaux, France.
- Algieri, B., Aquino, A., & Succurro, M. (2013). Technology transfer offices and academic spin-off creation: the case of Italy. *The Journal of Technology Transfer*, 38(4), 382-400.

- Alpar, P., & Winkelsträter, S. (2014). Assessment of data quality in accounting data with association rules. *Expert Systems with Applications*, 41(5), 2259-2268.
- Amani, F. A., & Fadlalla, A. M. (2017). Data mining applications in accounting: A review of the literature and organizing framework. *International Journal of Accounting Information Systems*, 24, 32-58.
- Angelini, E., di Tollo, G., & Roli, A. (2008). A neural network approach for credit risk evaluation. *The quarterly review of economics and finance*, 48(4), 733-755.
- Back, B., Toivonen, J., Vanharanta, H., & Visa, A. (2001). Comparing numerical data and text information from annual reports using self-organizing maps. *International Journal of Accounting Information Systems*, 2(4), 249-269.
- Bathelt, H., Kogler, D. F., & Munro, A. K. (2010). A knowledge-based typology of university spin-offs in the context of regional economic development. *Technovation*, 30(9), 519-532.
- Benneworth, P., & Charles, D. (2005). University spin-off policies and economic development in less successful regions: learning from two decades of policy practice. *European Planning Studies*, 13(4), 537-557.
- Berbegal-Mirabent, J., Ribeiro-Soriano, D. E., & García, J. L. S. (2015). Can a magic recipe foster university spin-off creation?. *Journal of Business Research*, 68(11), 2272-2278.
- Betz, F., Oprică, S., Peltonen, T. A., & Sarlin, P. (2014). Predicting distress in European banks. *Journal of Banking & Finance*, 45, 225-241.
- Bigliardi, B., Galati, F., & Verbano, C. (2013). Evaluating performance of university spin-off companies: Lessons from Italy. *Journal of technology management & innovation*, 8(2), 178-188.
- Bolzani, D., Fini, R., Grimaldi, R., & Sobrero, M. (2014). University spin-offs and their impact: Longitudinal evidence from Italy. *Economia e politica industriale*.
- Brown, C. E. (1991). Expert systems in public accounting: current practice and future directions. *Expert Systems with Applications*, 3(1), 3-18.
- Buratti, N., Dameri, R. P., Ferrando, P. M., & Garelli, R. (2015, September). Income Flows and Market Orientation in Academic Spin-Offs: Empirical Evidences in Italy. In *European Conference on Innovation and Entrepreneurship* (p. 105). Academic Conferences International Limited.
- Buratti, N., Ferrando, P. M., & Siria, S. (2015). Percorsi di sviluppo e performance delle imprese spin-off della ricerca: risultati di una analisi longitudinale sugli spin-off dell'Università di Genova. *Economia e diritto del terziario*.
- Carayannis, E. G., Rogers, E. M., Kurihara, K., & Allbritton, M. M. (1998). High-technology spin-offs from government R&D laboratories and research universities. *Technovation*, 18(1), 1-11.
- Chartered Global Management Accountant (CGMA) (2013). *Report Form Insight to Impact: Unlocking Opportunities in Big Data*. Available at: <http://www.cgma.org>.
- Chu, P. Y., Lin, Y. L., Hsiung, H. H., & Liu, T. Y. (2006). Intellectual capital: An empirical study of ITRI. *Technological Forecasting and Social Change*, 73(7), 886-902.

- Chung-Fern Wu, R. (1994). Integrating neurocomputing and auditing expertise. *Managerial Auditing Journal*, 9(3), 20-26.
- Cil, I. (2012). Consumption universes based supermarket layout through association rule mining and multidimensional scaling. *Expert Systems with Applications*, 39(10), 8611-8625.
- Daigle, R. J., & Lampe, J. C. (2005). The level of assurance precision and associated cost demanded when providing continuous online assurance in an environment open to assurance competition. *International Journal of Accounting Information Systems*, 6(2), 129-156.
- Dameri, R. P., Fontana, F., & Garelli, R. (2015). Innovation and Entrepreneurship by Academic Spin-Offs: The UNITI Business Case. *Innovation Intermediaries for Entrepreneurship and Innovation: Case Studies and Perspectives*, 117.
- Dameri, R., & Garelli, R. (2016, April). Intellectual Capital Disclosure and Awareness in Academic Spin-offs. In *ECIC2016-Proceedings of the 8th European Conference on Intellectual Capital: ECIC2016* (p. 61). Academic Conferences and publishing limited.
- Dameri, R. P., Garelli, R., & Resta, M. (2016). Unsupervised Neural Networks for the Analysis of Business Performance at Infra-City Level. In *Organizational Innovation and Change* (pp. 203-215). Springer, Cham.
- De Coster, R., & Butler, C. (2005). Assessment of proposals for new technology ventures in the UK: characteristics of university spin-off companies. *Technovation*, 25(5), 535-543.
- Demyanyk, Y., & Hasan, I. (2010). Financial crises and bank failures: A review of prediction methods. *Omega*, 38(5), 315-324.
- Deng, Q., & Mei, G. (2009). Combining self-organizing map and K-means clustering for detecting fraudulent financial statements. *Granular Computing, IEEE International Conference on* (pp. 126-131). IEEE.
- Druilhe, C., & Garnsey, E. (2004). Do academic spin-outs differ and does it matter?. *The Journal of technology transfer*, 29(3-4), 269-285.
- Eklund, T., Back, B., Vanharanta, H., & Visa, A. (2003). Using the self-organizing map as a visualization tool in financial benchmarking. *Information Visualization*, 2(3), 171-181.
- Eklund, T., Back, B., Vanharanta, H., & Visa, A. (2008). A face validation of a SOM-based financial benchmarking model. *Journal of Emerging Technologies in Accounting*, 5(1), 109-127.
- Eletter, S. F., Yaseen, S. G., & Elrefae, G. A. (2010). Neuro-based artificial intelligence model for loan decisions. *American Journal of Economics and Business Administration*, 2(1), 27.
- Elliott, R. K. (1992). The third wave breaks on the shores of accounting. *Accounting Horizons*, 6(2), 61.

- Erdős, K., & Varga, A. (2012). The academic entrepreneur: Myth or reality for increased regional growth in Europe?. *Creative Knowledge Cities, Cheltenham, UK and Northampton, MA, US: Edward Elgar*, 157-181.
- Fini, R., Fu, K., Mathisen, M. T., Rasmussen, E., & Wright, M. (2016). Institutional determinants of university spin-off quantity and quality: a longitudinal, multilevel, cross-country study. *Small Business Economics*, 1-31.
- Foltin, C., & Garceau, L. (1996). Beyond expert systems: neural networks in accounting. *National Public Accountant*, 41(6), 26-32.
- Garvin, D. A. (1983). Spin-offs and the new firm formation process. *California management review*, 25(2), 3-20.
- Granlund, M. (2011). Extending AIS research to management accounting and control issues: A research note. *International Journal of Accounting Information Systems*, 12(1), 3-19.
- Grimaldi, R., & Grandi, A. (2005). Business incubators and new venture creation: an assessment of incubating models. *Technovation*, 25(2), 111-121.
- Guerrero, M., & Urbano, D. (2014). Academics' start-up intentions and knowledge filters: An individual perspective of the knowledge spillover theory of entrepreneurship. *Small Business Economics*, 43(1), 57-74.
- Hajek, P., & Henriques, R. (2017). Mining corporate annual reports for intelligent detection of financial statement fraud—A comparative study of machine learning methods. *Knowledge-Based Systems*, 128, 139-152.
- Han J., Kamber M., Pei J. (2006). *Data Mining: Concepts and techniques*. Morgan Kaufmann.
- Hansen, J. V., & Messier, W. F. (1991). Artificial neural networks: foundations and application to a decision problem. *Expert Systems with Applications*, 3(1), 135-141.
- Kaski, S. (1997). Data exploration using self-organizing maps. In *Acta polytechnica scandinavica: Mathematics, computing and management in engineering series no. 82*.
- Khediri, K. B., Charfeddine, L., & Youssef, S. B. (2015). Islamic versus conventional banks in the GCC countries: A comparative study using classification techniques. *Research in International Business and Finance*, 33, 75-98.
- Kim, H. J., Mannino, M., & Nieschwietz, R. J. (2009). Information technology acceptance in the internal audit profession: Impact of technology features and complexity. *International Journal of Accounting Information Systems*, 10(4), 214-228.
- Kirkos, E., Spathis, C., & Manolopoulos, Y. (2007). Data mining techniques for the detection of fraudulent financial statements. *Expert systems with applications*, 32(4), 995-1003.
- Kirkos, E., Spathis, C., & Manolopoulos, Y. (2010). Audit-firm group appointment: an artificial intelligence approach. *Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*, 17(1), 1-17.
- Kiviluoto, K. (1998). Predicting bankruptcies with the self-organizing map. *Neurocomputing*, 21(1), 191-201.

- Kloptchenko, A., Eklund, T., Karlsson, J., Back, B., Vanharanta, H., & Visa, A. (2004). Combining data and text mining techniques for analysing financial reports. *Intelligent systems in accounting, finance and management*, 12(1), 29-41.
- Kohonen, T. (1982). Self-organized formation of topologically correct feature maps. *Biological cybernetics*, 43(1), 59-69.
- Kohonen, T. (1998). The self-organizing map. *Neurocomputing*, 21(1), 1-6.
- Koskivaara, E. (2004). Artificial neural networks in analytical review procedures. *Managerial Auditing Journal*, 19(2), 191-223.
- León, C., Moreno, J. F., & Cely, J. (2017). Whose Balance Sheet is this? Neural Networks for Banks' Pattern Recognition. CentER Discussion Paper; Vol. 2017-009). Tilburg: CentER, Center for Economic Research.
- Li, S. G., & Kuo, X. (2008). The inventory management system for automobile spare parts in a central warehouse. *Expert Systems with Applications*, 34(2), 1144-1153.
- Liao, S. H., & Chen, Y. J. (2014). A rough set-based association rule approach implemented on exploring beverages product spectrum. *Applied intelligence*, 40(3), 464-478.
- Liou, F. M. (2008). Fraudulent financial reporting detection and business failure prediction models: a comparison. *Managerial Auditing Journal*, 23(7), 650-662.
- Lockett, A., Wright, M., & Franklin, S. (2003). Technology transfer and universities' spin-out strategies. *Small Business Economics*, 20(2), 185-200.
- Martens, C. D. P., Lacerda, F. M., Belfort, A. C., & Freitas, H. M. R. D. (2016). Research on entrepreneurial orientation: current status and future agenda. *International Journal of Entrepreneurial Behavior & Research*, 22(4), 556-583.
- Martín-del-Brío, B., & Serrano-Cinca, C. (1993). Self-organizing neural networks for the analysis and representation of data: Some financial cases. *Neural Computing & Applications*, 1(3), 193-206.
- McCulloch, W. S., & Pitts, W. (1943). A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. *The bulletin of mathematical biophysics*, 5(4), 115-133.
- McNelis, P. D. (2005). *Neural networks in finance: gaining predictive edge in the market*. Academic Press.
- Mueller, P. (2006). Exploring the knowledge filter: How entrepreneurship and university-industry relationships drive economic growth. *Research policy*, 35(10), 1499-1508.
- Mustar, P., Wright, M., & Clarysse, B. (2008). University spin-off firms: lessons from ten years of experience in Europe. *Science & Public Policy (SPP)*, 35(2).
- Nazari, M., & Alidadi, M. (2013). Measuring credit risk of bank customers using artificial neural network. *Journal of Management Research*, 5(2), 17.
- Ndonzuau, F. N., Pirnay, F., & Surlemont, B. (2002). A stage model of academic spin-off creation. *Technovation*, 22(5), 281-289.
- Omar, N., Johari, Z. A., Smith, M. (2017). Predicting fraudulent financial reporting using artificial neural network. *Journal of Financial Crime*, 24(2), 362-387.

- Ortín-Ángel, P., & Vendrell-Herrero, F. (2014). University spin-offs vs. other NTBFs: Total factor productivity differences at outset and evolution. *Technovation*, 34(2), 101-112.
- Perez, M. P., & Sánchez, A. M. (2003). The development of university spin-offs: early dynamics of technology transfer and networking. *Technovation*, 23(10), 823-831.
- Pirnay, F., & Surlemont, B. (2003). Toward a typology of university spin-offs. *Small Business Economics*, 21(4), 355-369.
- Radosevich, R. (1995). A model for entrepreneurial spin-offs from public technology sources. *International Journal of Technology Management*, 10(7-8), 879-893.
- Rasmussen, E., Bulanova, O., Jensen, A., & Clausen, T. (2016). The Impact of Science-Based Entrepreneurial Firms-a Literature Review and Policy Synthesis. *NF-rapport* nr. 3/2012.
- Rasmussen, E., & Wright, M. (2015). How can universities facilitate academic spin-offs? An entrepreneurial competency perspective. *The Journal of Technology Transfer*, 40(5), 782-799.
- Resta, M. (2016). Using Local Databases to Support Smart Policy Interventions. In *Computational Intelligence Paradigms in Economic and Financial Decision Making* (pp. 155-163). Springer International Publishing.
- Siegel, D. S., Veugelers, R., & Wright, M. (2007). Technology transfer offices and commercialization of university intellectual property: performance and policy implications. *Oxford review of economic policy*, 23(4), 640-660.
- Soetanto, D., & Jack, S. (2016). The impact of university-based incubation support on the innovation strategy of academic spin-offs. *Technovation*, 50, 25-40.
- Steffensen, M., Rogers, E. M., & Speakman, K. (2000). Spin-offs from research centers at a research university. *Journal of business venturing*, 15(1), 93-111.
- Sun, J., Li, H., Huang, Q. H., & He, K. Y. (2014). Predicting financial distress and corporate failure: A review from the state-of-the-art definitions, modeling, sampling, and featuring approaches. *Knowledge-Based Systems*, 57, 41-56.
- Tam, K. Y., & Kiang, M. Y. (1992). Managerial applications of neural networks: the case of bank failure predictions. *Management science*, 38(7), 926-947.
- Tang, Y. C. (2009). An approach to budget allocation for an aerospace company—Fuzzy analytic hierarchy process and artificial neural network. *Neurocomputing*, 72(16), 3477-3489.
- Trigueiros, D. (1994). Incorporating complementary ratios in the analysis of financial statements. *Accounting, Management and Information Technologies*, 4(3), 149-162.
- Turkan S., Polat E., Gunay S. (2011). Classification of Domestic and Foreign Commercial Banks in Turkey Based on Financial Performances Using Linear Discriminant Analysis, Logistic Regression and Artificial Neural Network Models. In *Proceedings of the International Conference on Applied Economics-ICOAE 2011* (pp. 717-723).
- Upstill, G., & Symington, D. (2002). Technology transfer and the creation of companies: the CSIRO experience. *R&D Management*, 32(3), 233-239.

- Van Burg, E., Romme, A. G. L., Gilsing, V. A., & Reymen, I. M. (2008). Creating University Spin-Offs: A Science-Based Design Perspective. *Journal of Product Innovation Management*, 25(2), 114-128.
- Van Geenhuizen, M., & Soetanto, D. P. (2009). Academic spin-offs at different ages: A case study in search of key obstacles to growth. *Technovation*, 29(10), 671-681.
- Vesanto J., Himberg J., Alhoniemi E., Parhankangas J. (2000). SOM Toolbox for Matlab 5. Report A57, Helsinki Institute of Technology.
- Visintin, F., & Pittino, D. (2014). Founding team composition and early performance of university—Based spin-off companies. *Technovation*, 34(1), 31-43.
- Von Neumann, J. (1957). The computer and the brain. *Yale University Press*.
- Vona, R., Di Paola, N., & Caroppo, L. (2015, October). Technology venturing and universities: A key driver for sustainable development. In *AEIT International Annual Conference (AEIT), 2015* (pp. 1-6). IEEE.
- Walter, A., Auer, M., & Ritter, T. (2006). The impact of network capabilities and entrepreneurial orientation on university spin-off performance. *Journal of business venturing*, 21(4), 541-567.
- White, L. (2004). Why look at German cost management?. *Strategic Finance*, 6-8.
- Wilson, R. L., & Sharda, R. (1994). Bankruptcy prediction using neural networks. *Decision support systems*, 11(5), 545-557.
- Zahra, S. A., Van de Velde, E., & Larraneta, B. (2007). Knowledge conversion capability and the performance of corporate and university spin-offs. *Industrial and Corporate Change*, 16(4), 569-608.
- Zhang, G., Hu, M. Y., Patuwo, B. E., & Indro, D. C. (1999). Artificial neural networks in bankruptcy prediction: General framework and cross-validation analysis. *European journal of operational research*, 116(1), 16-32.