

di Francesco Rundo e Agatino Luigi Di Stallo

FINANCIAL DEEP LEARNING SYSTEM: UNA METODOLOGIA INNOVATIVA PER L'INDAGINE BANCARIA E FINANZIARIA

Francesco RUNDO, ingegnere informatico, ha un dottorato di ricerca in Matematica Applicata conseguito presso l'Università di Catania. Svolge l'attività di R&D Engineer presso la STMicroelectronics, sviluppando algoritmi e modelli matematici per l'analisi dati in ambito industriale. Da anni svolge il ruolo di Consulente Tecnico di Parte nei contenziosi in ambito civile e penale per l'analisi matematica dei rapporti bancari e degli strumenti di investimento.



Agatino Luigi DI STALLO, avvocato, è socio fondatore dello studio legale Di Stallo&Partners nonché componente del Direttivo Nazionale del network giuridico Master Legal Service (MLS). È co-fondatore del Laboratorio Scientifico-Giuridico "Giurimatica" dedicato allo studio teorico ed all'applicazione pratica delle scienze matematiche al diritto.

Le recenti notizie provenienti dal settore bancario e finanziario insieme alle ricorrenti perplessità in merito all'utilizzo poco accorto degli strumenti derivati ad opera di enti pubblici, confermano al di là di ogni dubbio, che gli operatori professionali operanti nel settore bancario e finanziario devono necessariamente dotarsi di una metodologia di indagine bancaria e finanziaria capace di segnalare tempestivamente degli "alert(s)" alle istituzioni preposte alla vigilanza del sistema finanziario nazionale. Una metodologia efficiente ed accurata di analisi prospettica degli strumenti finanziari, può certamente contribuire alla definizione di una valida politica di *risk management* in ambito bancario e finanziario. In tale contesto, gli autori propongono una innovativa metodologia di indagine bancaria e finanziaria basata su algoritmi di Deep Learning.

1. La Trasparenza Bancaria e Finanziaria: richiami normativi e giuridici

La disciplina nazionale che caratterizza la c.d. "trasparenza bancaria e finanziaria", sia per le operazioni che per i servizi offerti dagli intermediari, ha sempre avuto un solido ed univoco fondamento: la nozione di "informazione", ossia rendere noto ai clienti, gli elementi essenziali tecnico-giuridici del rapporto che si intende contrattualizzare. Non a caso, gli autori a riprova di quanto detto, reputano necessario richiamare la recente serie di provvedimenti emessi dall'organo di vigilanza degli istituti di credito, ossia la Banca d'Italia, ed aventi ad oggetto la "Trasparenza delle operazioni e dei servizi bancari e finanziari; correttezza delle relazioni tra intermediari e clienti" (Provvedimento del 29.07.2009 rivisto ed esteso il 3 Agosto 2017).

I suddetti provvedimenti definiscono standard minimi e generali di redazione dei documenti informativi predisposti per la clientela ovvero gli obblighi di natura organizzativa per il controllo ed il rispetto della disciplina di trasparenza e correttezza nei rapporti con l'utenza. Le disposizioni di trasparenza si applicano in ogni fase del rapporto tra intermediario e cliente: la fase *pre-contrattuale*, la fase *contrattuale* e quella *post-contrattuale o esecutiva*. Le regole si affiancano a quelle previste dalla normativa civilistica sui contratti (Codice Civile Libro Quarto Titolo II), dalle leggi quadro e dai testi unici di settore quali il **Teso Unico Bancario** (TUB - Decreto legislativo 1° settembre 1993, n. 385), **Testo Unico Finanza** (TUF - Decreto legislativo 24 febbraio 1998, n. 58) ovvero dalle norme attuative e dalle delibere tecniche tra cui occorre citare: la **delibera CICR 04 Marzo 2003** "Disciplina della trasparenza delle condizioni contrattuali delle operazioni e dei servizi bancari e finanziari", **Regolamento Consob n. 20307 del 15 febbraio 2018** recante norme di attuazione del decreto legislativo 24 febbraio 1998, n. 58 in materia di intermediari (in vigore dal 20 febbraio 2018) che estende ed integra il precedente **Regolamento Consob n. 16190 del 29 Ottobre 2007** e recepisce la **Direttiva 2014/65/UE (MiFID II)** e del **Regolamento (UE) n. 600/2014 (MiFIR)**. Pertanto, il quadro normativo nazionale che regola la trasparenza bancaria e finanziaria, appare piuttosto complesso e spesso di non facile ed intuitiva applicazione. Non a caso, la giurisprudenza di merito e di legittimità è stata spesso chiamata a dirimere vicende aventi ad oggetto controversie in merito alla trasparenza, agli obblighi informativi ovvero relativamente alla c.d. buona fede degli intermediari bancari e finanziari.

Da quanto premesso, si può dunque affermare che obiettivo del legislatore di concerto con le corti di merito e di legittimità, è proprio quello di ridurre il rischio per l'investitore mediante una adeguata "profilazione" (Direttiva MiFID) e attraverso una precisa fase informativa (*Prospetti informativi con annessi scenari probabilistici di rendimento e benchmarks esplicativi*). Per cui, sul versante del rischio e del connesso scenario di probabilità del suo avveramento, la ridetta normativa obbliga gli intermediari bancari e finan-

ziari ad illustrare il profilo di rischio analizzato, mediante le risultanze di analisi degli scenari di rendimento effettuate tramite complesse simulazioni analitiche eseguite secondo metodologie oggettive.

A conclusione di questo breve richiamo normativo, gli autori, per quanto di interesse per il presente contributo, intendono riprendere alcune importanti massime oggetto di numerosi provvedimenti in ambito nazionale, aventi ad oggetto il tema della trasparenza bancaria e finanziaria ovvero dell'obbligo informativo e di buona fede a cui devono fare riferimento degli intermediari: "...il cliente deve comprendere la funzione specifica della clausola (finanziaria, e non legata al contratto base), ed il suo corretto valore; solo così egli saprà quali sono i costi, anche impliciti o differiti, associati alla più ampia operazione di finanziamento...L'informazione è funzionale a far sì che il cliente governi il rischio assunto con la sottoscrizione del derivato...Se l'intermediario non assolve a tali doveri informativi, incorre in grave inadempimento con conseguente risoluzione del contratto...ed il diritto per il cliente ad ottenere il risarcimento del danno..." (Tribunale di Udine, 14 giugno 2017, n. 850; Tribunale di Torino, 17 gennaio 2014; Corte d'Appello di Bologna, 11 marzo 2014, n. 734; Tribunale di Milano, 16 giugno 2015; Corte d'Appello di Brescia, 11 gennaio 2018, n. 8 – Pres. Pianta, Rel. Vilona; Corte di Giustizia UE, Sez. VII, 22 febbraio 2018, C-119/17 – Pres. Rosas, Rel. Prechal; Cassazione Civile, Sez. I, 1 febbraio 2018, n. 2510 - Pres. Didone, Rel. Terrusi; Cassazione Civile, Sez. I, 3 aprile 2017, n. 8619; Cassazione Civile, Sez. I, 23 settembre 2016, n. 18702). Nei paragrafi che seguono gli autori illustreranno come gli stringenti requisiti di trasparenza bancaria e finanziaria testè richiamati, possono essere efficacemente validati mediante innovativi algoritmi di investigazione forense basati su metodologie di Deep Learning.

2. Deep Learning per l'analisi finanziaria: la valutazione dell'Interest Rate Swap (IRS)

Gli *swap* sono contratti a termine: essi prevedono lo scambio a termine di flussi di capitale denominati in gergo tecnico "differenziali", calcolati con precise modalità stabilite alla stipula del contratto. I prodotti derivati sono stati sviluppati dalla pratica finanziaria per far fronte ad esigenze diverse, dalla *copertura finanziaria* alla *speculazione*, all'*arbitraggio*.

L'**Interest Rate Swap (IRS)** è il contratto swap più diffuso, con il quale due parti si accordano per scambiarsi reciprocamente, per un periodo di tempo predefinito *ab origine*, pagamenti calcolati sulla base di differenziali correlati a tassi di interesse. Nel caso in esame, ci soffermeremo sugli IRS con funzione di copertura, di fatto, le strutturazioni più usate nel nostro panorama nazionale.

Il contratto IRS più lineare detto anche "*generic swap*" o "*plain vanilla*" è quello in cui l'importo del nozionale è costante nel tempo (stessa valuta), la data di maturazione e regolazione dei flussi reciproci tra le parti è la stessa ed in cui vi è una parte che paga il tasso fisso (payer - gamba fissa) e riceve dall'altra il tasso variabile (receiver- gamba variabile). Talvolta, soprattutto se l'IRS è negoziato a copertura di un finanziamento indicizzato, il nozionale non è costante e decresce nel tempo, pertanto abbiamo a che fare con un IRS di tipo "*amortizing*". Spendiamo alcune parole per il *pricing* e la valutazione di un IRS. Essenzialmente, i contratti IRS possono essere valutati in due diversi modi: come un portafoglio composto da due titoli, di segno opposto, uno a tasso fisso ed uno a tasso variabile oppure come un portafoglio di contratti *forward* su tassi di interesse (*forward rate agreements*).

Il problema principale della valutazione degli IRS è quello di determinare il tasso di interesse che in certo momento futuro dovrà essere applicato, ossia il c.d. tasso *forward*. Questi tassi non sono noti al momento della valutazione del derivato. Appare, innanzitutto opportuno, precisare la differenza funzionale tra tasso *spot* e tasso *forward*, ed esplicitare il concetto della curva dei tassi attesi. Il tasso d'interesse *spot* (a pronti) a n anni è il tasso di interesse relativo a un investimento che inizia al tempo zero e dura n anni. Il tasso di interesse a termine, detto anche tasso *forward*, invece, è il tasso d'interesse relativo ad un futuro periodo di tempo o range temporale. I tassi *forward* vengono costruiti a partire dai tassi *zero coupon*.

La metodologia attraverso la quale viene costruita la curva dei tassi *zero coupon* per varie scadenze viene definita "**bootstrapping**": consiste nell'estrapolazione dei tassi *zero coupon* a partire dalla curva dei c.d. tassi *swap* quotati da numerose fonti con differenti *tenor* e *fixing*. Nel mercato si trovano tassi *swap* puntuali da 1 a 50 anni per cui si è generalmente in difetto delle rilevazioni a durate differenti ed intermedie. Questo problema viene operativamente risolto con l'utilizzo dell'interpolazione lineare o a mezzo *spline cubiche*. Di seguito i modelli di calcolo dei tassi *swap* a differente *tenor* (i_{sw}^{ε}):

$$i_{sw}^{\varepsilon} = i_{sw}^{k-1} + \frac{i_{sw}^{k+1} - i_{sw}^{k-1}}{t_{k+1} - t_{k-1}} (t_{\varepsilon} - t_{k-1}) \quad t_{\varepsilon} \in [t_{k-1}, t_{k+1}]$$

$$i_{sw}^{\varepsilon} = a_{k-1} + b_{k-1}(t_{\varepsilon} - t_{k-1}) + c_{k-1}(t_{\varepsilon} - t_{k-1})^2 + d_{k-1}(t_{\varepsilon} - t_{k-1})^3 \quad t_{\varepsilon} \in [t_{k-1}, t_{k+1}]$$

Dove, nell'ultima equazione (*spline cubica*) i coefficienti (a_{k-1} , b_{k-1} , c_{k-1} , d_{k-1}) saranno calcolati imponendo le condizioni di continuità e differenziabilità della suddetta funzione polinomiale. Ovviamente, questo procedimento introduce delle approssimazioni e distorsioni del valore dei tassi *swap* che peraltro dipendono dalla metodologia di interpolazione adottata. Una volta determinata la sequenza dei tassi *swap* alle scadenze temporali desiderate, si procede a determinare il corrispondente tasso *zero coupon* j -esimo a partire dai tassi precedentemente calcolati ($j-1$):

$$i_{zc}^j = \sqrt[j]{\frac{1 + i_{sw}^j}{1 - \sum_{m=1}^{j-1} \frac{i_{sw}^m}{(1 + i_{zc}^m)^m}}} - 1$$

Chiaramente, l'errore di interpolazione insito nei tassi *swap* verrà propagato anche nei calcoli dei tassi *zero coupon*. Infine, una volta determinati i tassi *zero coupon*, si procede al calcolo dei tassi *forward* desiderati:

$$f(t, T, s) = \left[\frac{(1 + i_{zc}^s)^{s-t}}{(1 + i_{zc}^T)^{T-t}} \right]^{\frac{1}{s-T}} - 1$$

Dove abbiamo indicato con $f(t,T,s)$ il tasso forward stimato all'epoca "t" per una operazione finanziaria al tempo "T" e scadenza a tempo "s". La valutazione dell'IRS (ipotizziamo un *plain vanilla amortizing con nozionale N_k*) alla data di stipula dell'operazione finanziaria al tempo "T", sarà dunque:

$$V_{swap} = \sum_{k=1}^{n_{scad}} N_k(i_{fixed} \cdot D_c(fixed) - f(t_k, T, t_s) \cdot D_c(var)) \cdot \beta(T, t_k)$$

Nel suddetto modello abbiamo indicato con $D_c(*)$ il *day count convention* relativo alle varie "gambe" dello strumento IRS. Il termine " indica il coefficiente di attualizzazione alla data di valutazione dell'IRS. Dunque, la valutazione dello strumento IRS ovvero degli scenari probabilistici e di benchmarks utili, come richiamato sopra, a stimare il rendimento atteso del derivato, sarebbero certamente impattati dall'approssimazione dovuta al procedimento di interpolazione sopra citato in special modo per via della possibile divergenza tra i tassi *forward* stimati e le quotazioni reali dei medesimi tassi. Nell'intento di risolvere la suddetta problematica, gli autori propongono una *pipeline* basata su metodologie avanzate di Deep Learning che consentono di stimare efficacemente i tassi *forward* minimizzando la richiamata divergenza rispetto ai tassi reali. Per compensare questo fenomeno distortivo, gli autori propongono l'utilizzo delle reti *Long Short Term Memory (LSTM)*. Questi sistemi sono delle sottoclassi di reti ricorrenti (RNN) che opportunamente configurate, saranno in grado di eseguire il c.d. "*financial time serie forecasting*" ossia la previsione delle serie temporali finanziarie[1]-[2]. Di seguito la pipeline del sistema LSTM proposto nel presente contributo:

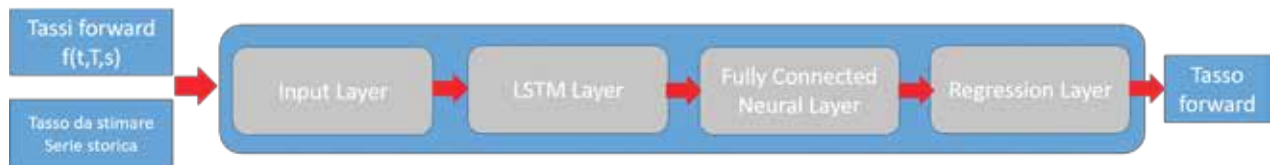


Figura 1: Sistema di Deep learning per la stima dei tassi forward

Maggiori dettagli sui sistemi Deep Learning LSTM e sul relativo algoritmo di apprendimento, il lettore potrà reperirli in [1]. Dunque, nel caso esaminato, il sistema proposto avrà in input i tassi *forward* calcolati con il metodo di *bootstrapping* sopra richiamato alle scadenze t_k ; la serie storica del tasso-indice di cui si intende stimare i valori forward. L'output del sistema consisterà, appunto, nei tassi *forward* nel range temporale desiderato. Abbiamo provato il suddetto sistema nel caso pratico di un IRS stipulato a fine anno 2009, con gamba variabile indicizzata al tasso EURIBOR-6M. Abbiamo utilizzato la serie storica dell'EURIBOR-6M per l'anno 2009 per stimare le quotazioni *forward* dello stesso per alcune scadenze dell'anno 2010. Abbiamo inoltre calcolato i valori *forward* per l'anno 2010, mediante metodologia *bootstrapping*. Si riporta il grafico che illustra i risultati ottenuti:

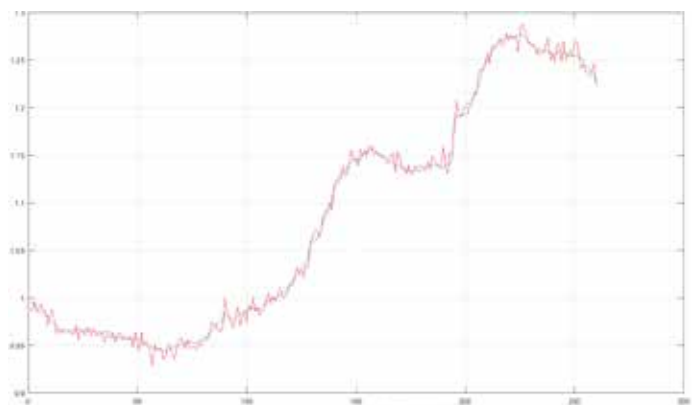


Figura 2: Confronto tra EURIBOR-6M reale (blue) e stimato (rosso)

La suddeta figura 2.0 mostra chiaramente come la stima - per l'anno 2010 - delle rilevazioni EURIBOR-6M *forward* (curva rossa) è pressoché sovrapponibile con la curva dei tassi EURIBOR-6M reali (curva blue). In questo modo, le valutazioni alla data di negoziazione dello strumento IRS ossia la c.d. fase di indagine finanziaria *ex ante* utile a verificare la reale funzione dell'IRS, (speculativo, di copertura o di arbitraggio), potrà essere esperita con estrema efficacia atteso che la stima dei tassi *forward* permette di valutare con elevata accuratezza la dinamica evolutiva degli stessi nel tempo. Ovviamente, la suddetta stima può essere influenzata da avvenimenti imprevisi ovvero da distorsioni del mercato dovute ad avvenimenti imprevisi o meno di politica economica/monetaria che tuttavia, possono essere anch'essi modellizzati aggiungendo come input al sistema, nella fase di learning, dei dati correlati a questi eventi macro-economici quali ad esempio le quotazioni dei CDS (*Credit Default Swaps*), Social analysis data, indicatori economici, e similari.

3. Deep Learning per l'analisi finanziaria: il pricing delle azioni BPVi

Come evidenziato nei paragrafi precedenti, il concetto di trasparenza e buona fede nella condotta dell'intermediario che emette o colloca lo strumento finanziario è particolarmente importante nel caso di strumenti illiquidi o non quotati nel mercato borsistico, considerato peraltro il rischio implicito in questo genere di operazioni. Il recente caso riguardante le azioni della Banca Popolare di Vicenza (BPVi) offre un valido spunto di riflessione in quest'ambito. Per poter eseguire il *pricing* di un titolo non quotato (indichiamo il valore da stimare con P_a), tanto più se illiquido, vengono usati fondamentalmente due metodologie: la prima è denominata **Dividend Discount Model(DDM)**, prevede che il calcolo del prezzo odierno delle azioni di una società sia basato sull'analisi matematica del flusso di dividendi societari previsto in futuro. Sommarariamente, avremo:

$$P_a = \sum_{j=1}^{N-1} \frac{Div_j}{(1+r)^{t_j-t_0}} + \frac{Div_N + P_N}{(1+r)^{t_N-t_0}}$$

Dove abbiamo indicato con Div_j il prezzo del dividendo al tempo j -esimo, " r " il rendimento di mercato richiesto dagli investitori, con " N " l'orizzonte temporale dell'investimento e con P_N il prezzo stimato alla fine dell'investimento secondo l'orizzonte temporale stabilito. La problematica del metodo DDM è legata alla forte dipendenza del metodo ai valori dei rendimenti ed alle ipotesi legate alla crescita di questi. Un altro metodo per il *pricing* di uno strumento finanziario è il c.d. "metodo dei multipli". La tecnica in questione consente di determinare il valore prospettico di un titolo non quotato, mediante l'analisi degli indicatori di bilancio relativi a società afferenti lo stesso settore. Esistono differenti tipologie di multipli: Il *price earnings ratio* è tuttavia, il più utilizzato. Anche in questo caso, ci sono notevoli problemi legati più che altro alla validità dei dati di bilancio, ovvero alla "depurazione" dei ridetti indicatori dalle voci che producono distorsione nella valutazione, quali le componenti fiscali, straordinarie, ecc. Pertanto, anche in questo caso al fine di indirizzare le suddette problematiche, gli autori propongono un sistema valutativo robusto e matematicamente accurato, basato su metodologie di Deep Learning. A tal fine, utilizzando sempre lo stesso approccio di Deep Learning basato sull'utilizzo degli LSTM si propone la seguente pipeline:

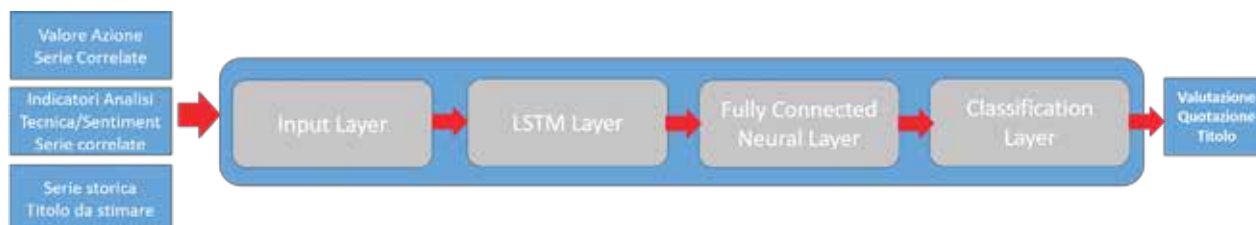


Figura 3: Sistema di Deep Learning (LSTM) per la valutazione del reale prezzo di una azione

In questa applicazione, il sistema sarà così configurato: in input avrà i dati storici dello strumento analizzato, i dati delle serie temporali degli strumenti finanziari afferenti allo stesso segmento di mercato, gli indicatori di analisi tecnica (Media mobile, Stocastico, RSI, Volume Index,), i dati di *sentiment analysis* e di analisi fondamentale, indicatori di mercato del settore borsistico (DAX, FTSE Mib index, etc...). Gli autori hanno testato il suddetto sistema analizzando il valore delle azioni della Banca Popolare di Vicenza (BPVi) negli anni 2010-2014. Il titolo azionario della BPVi negli anni passati, ha visto un crescendo che lo ha portato a valutazioni nel range di E. 61,50 – E. 62,50 negli anni 2010-2014, per poi arrivare, con una dinamica piuttosto repentina, ad un primo deprezzamento del titolo che è passato da una quotazione che si attestava ad E. 62,50 ad una di E. 48,00 nell'anno 2015, dunque E. 6,30 nella prima metà dell'anno 2016 per poi arrivare a quotare E. 0,10/azione nella seconda metà dell'anno 2016. Ebbene, con la prudenza che necessita nei casi del genere, gli autori hanno applicato il sistema proposto di Deep Learning per la corretta valutazione della quotazione del titolo BPVi negli anni 2010-2014, utilizzando come input del modello, i seguenti dati: andamento e quotazioni (negli anni 2010-2014) di titoli affini (settore bancario) dell'indice FTSE MIB della Borsa di Milano; indicatori di analisi tecnica dei titoli affini, nello specifico: Stocastico, RSI, Medie Mobili, Volume Index, MACD; dati di sentiment/news analysis traslitterate numericamente (normalizzate tra [0,1]) con riferimento ad informazioni riguardanti il settore bancario e finanziario. Ebbene, con la prudenza che si rende necessaria nel caso esaminato, **dall'analisi eseguita relativamente agli anni 2010-2014, il nostro sistema sembrerebbe rilevare una sovrastima media del prezzo del titolo BPVi - per gli anni 2010-2014 - di circa il 31,35 %**. Tale risultato, ottenuto mediante l'applicazione dell'approccio algoritmico ivi illustrato, appare idoneo a rilevare una sostanziale divergenza tra il prezzo del titolo BPVi così determinato, ed il *pricing* di quest'ultimo adottato dall'istituto di credito. Gli autori suggeriscono altresì l'utilizzo combinato della metodologia proposta e dei metodi classici DDM e dei multipli, per l'esecuzione di un *pricing* prospettico robusto ed accurato [4].

4. Sistemi embedded per l'indagine finanziaria e conclusioni

Le metodologie ivi proposte, basate sull'utilizzo del Deep learning abbinato ai metodi classici di finanza quantitativa e/o di matematica finanziaria, possono certamente essere implementate - come firmware - in sistemi *embedded* dotati di potenti microcontrollori ad elevate prestazioni, con core STM32-ARM[5]. In conclusione, appare chiaro come l'approccio presentato nel presente contributo sia utile a migliorare la fase di indagine bancaria e finanziaria sia in veste squisitamente preventiva che in ottica prettamente giudiziaria qualora ex-post sia necessario valutare la diligenza dell'intermediario in relazione ai suoi obblighi informativi ovvero di trasparenza e buona fede contrattuale. Infine, ma non meno importante, il sistema proposto potrebbe costituire valido ausilio, ai sensi dell'art. 2426 c.c., nella corretta valutazione in bilancio del valore da attribuire ai titoli e/o alla attività finanziarie. ©

BIBLIOGRAFIA

- [1] Kaustubh Khare; Omkar Darekar; Prafull Gupta; V. Z. Attar, **Short term stock price prediction using deep learning**, 2017 2nd IEEE International Conference RTEICT, 2017, pp. 482 – 486;
- [2] Avraam Tsantekidis; Nikolaos Passalis; Anastasios Tefas; Juho Kannianen; Moncef Gabbouj; Alexandros Iosifidis, **Using deep learning to detect price change indications in financial markets**, 2017 25th European Signal Processing Conference (EUSIPCO), pp. 2511 – 2515
- [3] Mingxi Cheng; Ji Li; Shahin Nazarian, **DRL-cloud: Deep reinforcement learning-based resource provisioning and task scheduling for cloud service providers**, 2018, 23rd Asia and South Pacific Design Automation Conference (ASP-DAC), pp. 129 – 134
- [4] Maximiliano González; Luis Zamudio, **Dividends as a signalling mechanism: the case of illiquid stock markets**, IMA Journal of Management Mathematics, 2007, Volume: 18, Issue: 1, pp. 75 – 84
- [5] <http://www.st.com/en/microcontrollers/stm32-32-bit-arm-cortex-mcus.html>