

UTILIZZO DELL'INTELLIGENZA ARTIFICIALE PER LO SCORE DELLE PLEURITI DEL SUINO

SCORING PLEURISY IN PIGS THROUGH ARTIFICIAL INTELLIGENCE

TRACHTMAN A.R.¹, BERGAMINI L.², PALAZZI A.², PORRELLO A.²,
CAPOBIANCO DONDONA A.³, DEL NEGRO E.^{2,3}, PAOLINI A.¹, VIGNOLA G.¹,
CALDERARA S.², MARRUCHELLA G.¹

¹Università Degli Studi di Teramo, Facoltà di Medicina Veterinaria,
Loc. Piano d'Accio, 64100, Teramo, Italia;

²ImageLab, Università Degli Studi di Modena e Reggio Emilia, Via Vivarelli 10/1,
41125, Modena, Italia;

³Farm4Trade s.r.l., Via Marino Turchi, 66100, Chieti, Italia.

Parole chiave: pleurite, score, intelligenza artificiale

Key words: pleurisy, score, artificial intelligence

RIASSUNTO

Il macello è ritenuto un utile punto di osservazione per monitorare lo stato sanitario degli animali da reddito, con particolare riferimento alla patologia respiratoria. Nel corso degli anni, sono stati sviluppati numerosi sistemi di *score* delle lesioni nei suini macellati. Sebbene in grado di fornire utili informazioni, tali sistemi risultano comunque piuttosto onerosi e realisticamente incompatibili con la raccolta sistematica dei dati. Il presente studio si è posto l'obiettivo di sviluppare un sistema di identificazione e punteggiatura delle lesioni pleuriche del suino, attraverso l'utilizzo delle reti neurali artificiali ("intelligenza artificiale"). I dati ottenuti evidenziano che le reti neurali, opportunamente addestrate, sono capaci di distinguere efficacemente le mezzene sane da quelle patologiche e di identificare con ottima accuratezza le lesioni pleuriche di maggiore entità. Ciò stimola ulteriori studi, finalizzati all'impiego delle stesse reti neurali per il monitoraggio completo e sistematico delle lesioni al macello.

ABSTRACT

Respiratory diseases negatively impact the profitability of pig farming. In this respect, the slaughterhouse represents a useful check point for monitoring such diseases. Current slaughterhouse monitoring systems, while able to provide useful data, are not suitable for the systematic examination of slaughtered pigs. The present study aimed to develop a scoring system capable of automatically monitoring pleurisy in slaughtered pigs through the use of artificial intelligence-based technology. Overall, the proposed system proved well able to differentiate healthy from diseased half carcasses, with an overall accuracy of 88.5%. The system was better able to recognize severely affected half carcasses as compared with those showing less severe lesions. Artificial intelligence technology is playing an ever increasing role in the biomedical fields, due to its ability to systematically analyze large quantities of data. The present study shows that such technology could be really useful to systematically monitor diseases in slaughtered animals, encouraging further efforts to develop similar technologies for other disease conditions.

INTRODUZIONE

Nel corso degli anni, sono stati sviluppati numerosi sistemi di *score* delle lesioni osservate nei suini in sede di macellazione. In tale contesto, una particolare attenzione è da sempre stata rivolta alle patologie respiratorie, dato il loro notevole impatto sulla redditività aziendale (Garcia-Morante *et al.* 2016; Merialdi *et al.* 2012). In linea di principio, il metodo ideale di *score* deve essere semplice, di rapida esecuzione, facilmente standardizzabile ed in grado di fornire dati utili per le valutazioni statistiche del caso. I metodi di *score* delle pleuriti e delle polmoniti del suino rispondono piuttosto bene a questi requisiti generali (Luppi & Merialdi, 2013). Ciononostante, la punteggiatura delle lesioni costituisce un'attività piuttosto onerosa ed impegnativa, il che ne rende di fatto impossibile la realizzazione sistematica.

Al riguardo, le tecnologie basate sull'utilizzo dell'intelligenza artificiale (IA) sembrano offrire interessanti prospettive di sviluppo. L'IA è una disciplina che ha l'obiettivo di sviluppare "agenti intelligenti", vale a dire macchine in grado di percepire/analizzare il contesto nel quale si trovano e di mettere in atto azioni idonee in riferimento ad obiettivi ben definiti (Poole *et al.*, 1998). Lo sviluppo di macchine intelligenti può essere ottenuto seguendo vari approcci. Tuttavia, il cosiddetto "apprendimento statistico" ("*deep learning*", DL) rappresenta attualmente l'approccio migliore, soprattutto nell'ambito del riconoscimento visivo degli oggetti (Krizhevsky *et al.* 2012). Il DL si basa sulla costituzione di reti di processori, interconnessi fra di loro (cosiddette "reti neurali artificiali") ed in grado di "apprendere e ragionare", basandosi sia su dati esterni sia su informazioni interne (Ramesh *et al.* 2014).

L'obiettivo dello studio è stato quello di addestrare delle reti neurali artificiali per eseguire lo *score* delle pleuriti del suino. L'addestramento delle reti consentirebbe l'automatizzazione del processo, con evidenti vantaggi per una migliore gestione dell'allevamento, dello stato sanitario degli animali e della redditività aziendale.

MATERIALI E METODI

In totale, sono state esaminate 5902 mezzene, provenienti da suini pesanti macellati in Italia nel periodo 2017-2019. La superficie interna del tronco è stata fotografata utilizzando degli *smartphones*, dopo la rimozione dei visceri e la docciatura delle mezzene. Tutte le immagini sono state esaminate da due veterinari ed alle pleuriti è stato assegnato un punteggio utilizzando una versione semplificata del metodo PEPP (Di Provvido *et al.*, 2019), ovvero:

- assenza di pleurite = 0 punti ("classe I");
- pleurite a carico della porzione craniale del costato (primi 5 spazi intercostali) = 1 punto ("classe II");
- pleurite a carico della porzione caudale del costato (dal 6° all'ultimo spazio intercostale) = 2 punti ("classe III");
- pleurite a carico di entrambe le porzioni del costato = 3 punti ("classe IV").

In Figura 1 sono riportati alcuni esempi di quanto sopra esplicitato. Tutti i punteggi assegnati sono stati condivisi dai due operatori e registrati su un foglio di calcolo.

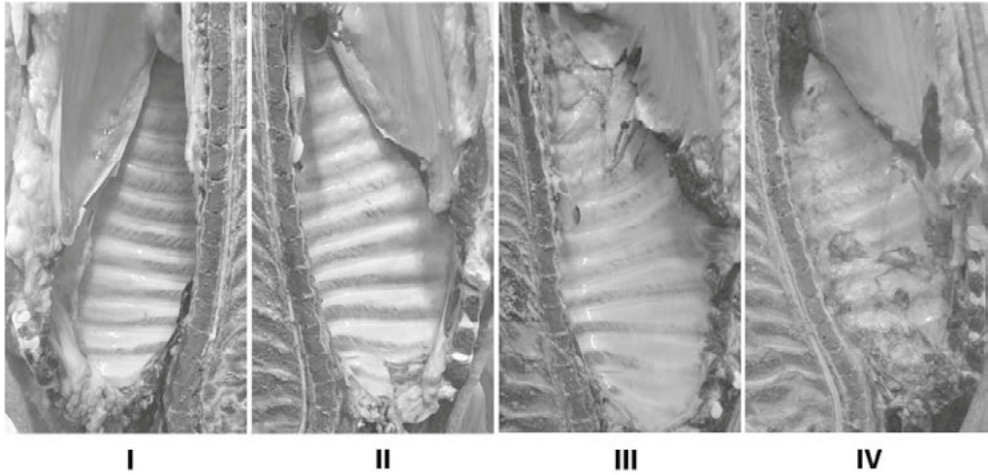


Figura 1. Superficie interna della parete toracica. Si riportano alcuni esempi, rappresentativi di ciascuna classe di punteggio: (I) pleura parietale con aspetto normale, in assenza di lesioni rilevabili macroscopicamente (punteggio 0); (II) lesione pleurica in corrispondenza della porzione più craniale della parete toracica, a carico dei primi due spazi intercostali (punteggio 1); (III) pleurite cronica fibro-adesiva che interessa la porzione più caudale della parete toracica, in prossimità del diaframma (punteggio 2); (IV) l'intera pleura parietale è affetta da un processo infiammatorio cronico (punteggio 3).

Figure 1. Internal surface of the chest wall. Explanatory examples representing each of the four classes are shown: (I) the parietal pleura appears healthy, with no gross lesions (0 points); (II) pleurisy affects the cranial portion of the chest wall, in particular the first two intercostal spaces (1 point); (III) chronic fibro-adhesive pleurisy affects the caudal portion of the chest wall, adjacent to the diaphragm (2 points); (IV) the entire inner chest wall surface is affected with a chronic inflammatory process (3 points).

Successivamente, gli stessi veterinari hanno provveduto all'annotazione di tutte le immagini ("segmentazione"), utilizzando un apposito strumento (<http://labelme.csail.mit.edu>). In particolare, sono stati annotati i seguenti distretti: profilo della mezzena, colonna vertebrale, diaframma, porzione craniale e caudale del costato, artefatti (presenza di sangue, incisioni occorse durante le operazioni di macellazione, porzioni di organi sovrapposte al costato) e lesioni pleuriche (Figura 2).

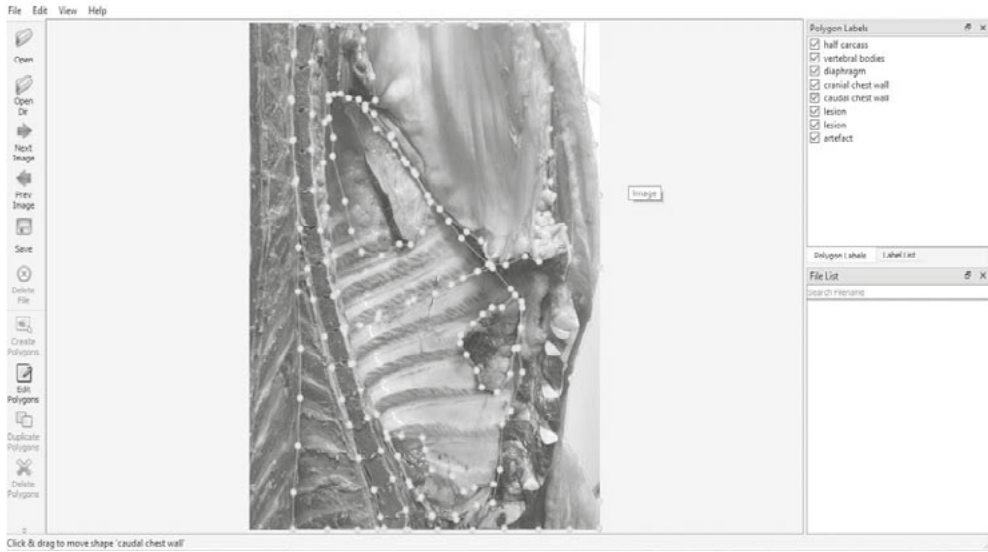


Figura 2. Annotazione di un'immagine. L'immagine mostra la schermata tipo che si ottiene annotando l'immagine con il *software* "labelme". In alto a destra è riportata la lista dei campi potenzialmente annotabili su ciascuna immagine.

Figure 2. Image annotation. The figure shows an image annotated using the "labelme" software. A list of annotation labels is shown at the top right corner of the figure.

Una parte preponderante delle immagini così annotate ("*training set*"; $n = 5702$) è stata somministrata alla rete neurale artificiale da addestrare (Figura 3). Quest'ultima deriva dalla rete "U-Net", particolarmente adatta alla segmentazione rapida e precisa di immagini digitali (Ronneberger *et al.* 2015).

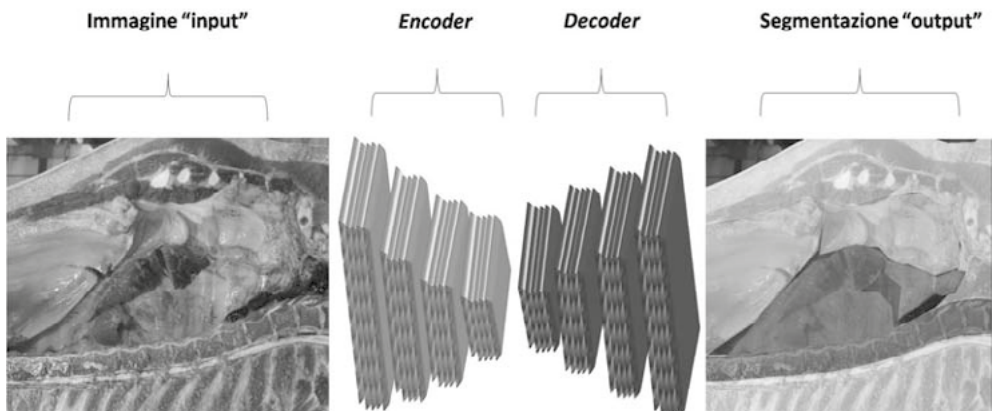


Figura 3. Rappresentazione grafica del funzionamento della rete neurale. La rete si compone di due strutture, che elaborano l'immagine somministrata ("*input*") in sequenza: *encoder* e *decoder*. L'*encoder* traduce l'immagine in un "vettore", mentre il *decoder* converte il vettore in "strati segmentati" ("*output*"), che potranno essere confrontati con le annotazioni manuali degli operatori.

Figure 3. Schematic representation of the neural network. The network is composed of two structures, an “encoder” and a “decoder” which elaborate the input image. The encoder translates the image into a “compressed features vector”. The decoder converts the vector into an output composed of “segmentation layers”, which can be compared with the manual annotations provided by the veterinarians.

Le altre 200 immagini (“*test set*”; 50 per ciascuna classe di punteggio) sono state, invece, fornite alla rete soltanto alla fine, per apprezzarne le *performances*. A tale scopo, è stato utilizzato un “classificatore”, in grado di convertire quanto elaborato dalla rete neurale artificiale in un punteggio numerico. In particolare, il classificatore ha analizzato tre “strati” di segmentazione (costato craniale, costato caudale, lesioni pleuriche), attribuendo i seguenti punteggi:

- lesione pleurica sovrapposta alla porzione craniale del costato = 1 punto;
- lesione pleurica sovrapposta alla porzione caudale del costato = 2 punti;
- lesioni pleuriche sovrapposte ad entrambe le aree del costato = 3 punti.

La Figura 4 riporta un esempio di punteggiatura delle lesioni da parte del classificatore. Le *performances* (accuratezza, sensibilità e specificità) della rete neurale addestrata sono state confrontate con gli *scores* forniti dai veterinari e che hanno rappresentato il *gold standard* di riferimento. Inoltre, le prestazioni della rete neurale addestrata sono state confrontate con quelle di una identica rete (“base”) alla quale erano state somministrate esclusivamente le immagini e gli *scores* corrispondenti, senza alcuna annotazione.

RISULTATI

Le osservazioni effettuate dai due veterinari hanno evidenziato la presenza di pleurite nel 42.07% delle immagini analizzate (2483/5902), con punteggio 1 in 516 casi (8.74%), punteggio 2 in 656 mezzene (11.11%) e punteggio 3 in 1311 immagini (22.21%).

Come riportato in Tabella 1, l’accuratezza complessiva della rete neurale addestrata, valutata sul *test set* (200 immagini) è risultata pari all’85.5%. La rete neurale addestrata si è dimostrata in grado di riconoscere efficacemente le mezzene “sane” (classe I; accuratezza = 96%) e quelle affette da pleurite (classe II+III+IV; accuratezza = 98%). In particolare, la rete ha mostrato valori di accuratezza molto elevati per le lesioni di classe IV (accuratezza = 92%) e di classe III (accuratezza = 84%), mentre ha interpretato con minore accuratezza le lesioni di classe II (accuratezza = 70%). L’addestramento *ad hoc* della rete neurale, attraverso la somministrazione di immagini annotate, ha fornito risultati nettamente migliori in termini di accuratezza, sensibilità e specificità (Tabelle 1 e 2).

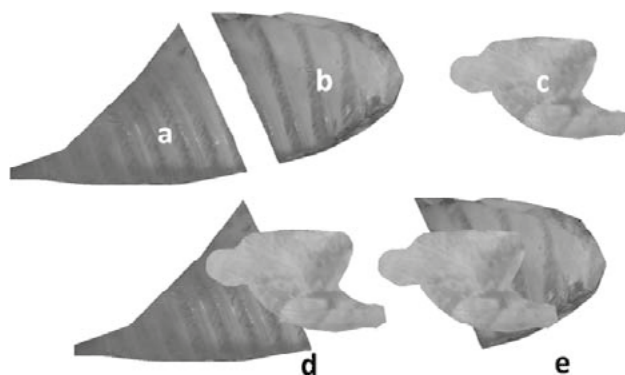


Figura 4. Assegnazione del punteggio tramite un classificatore. A tal fine, vengono presi in considerazione i seguenti tre “strati segmentati”: la porzione caudale della parete toracica

(a); la porzione craniale della parete toracica (b); le lesioni eventualmente presenti (c). Il punteggio scaturisce dalla sovrapposizione o meno della/e lesione/i con ciascuna delle porzioni della parete toracica. Nel caso specifico, la lesione si sovrappone ad entrambe le porzioni del costato (d, e), con conseguente attribuzione del punteggio 3.

Figure 4. Scoring lesions using a classifier. Three “segmentation layers” are considered to assign a score to each image: the caudal chest wall area (a); the cranial chest wall area (b); lesion/s (c). The final score results from the overlapping between the lesion/s and the two parts of the chest wall. In the case shown herein, a large lesion partially overlaps with both chest wall areas (d, e), thus providing an overall score of 3.

Metodo	Accuratezza (%)				
	Classe I	Classe II	Classe III	Classe IV	Accuratezza media
Rete neurale artificiale “base”	92	70	62	68	73
Rete neurale artificiale addestrata <i>ad hoc</i> con immagini annotate	96	70	84	92	85,5

Tabella 1: accuratezza delle reti neurali. I dati indicano chiaramente che la rete neurale addestrata utilizzando le immagini annotate dai veterinari raggiunge valori di accuratezza molto elevati, superiori rispetto a quelli ottenuti dalla stessa rete alimentata con immagini non annotate (“base”).

Table 1: accuracy of the neural networks. Data is shown regarding the accuracy rates of both baseline and ad hoc trained methods. Accuracy values clearly indicate that the segmentation-based approach provides better results.

Classe	Rete neurale artificiale “base”	Rete neurale artificiale addestrata <i>ad hoc</i> con immagini annotate
	Specificità (%)	
I	92	96
	Sensibilità (%)	
II	84	78
III	86	98
IV	96	100
II+III+IV	88.6	92

Tabella 2: sensibilità e specificità delle reti neurali. La specificità risulta molto elevata con entrambi i metodi. La rete neurale addestrata *ad hoc* mostra valori di sensibilità molto elevati per le classi III e IV; la sensibilità è inferiore per la classe II, verosimilmente a causa di lesioni molto piccole, non rilevate dalla macchina. Anche in questo caso, le prestazioni della rete addestrata risultano migliori rispetto alla rete neurale “base”, con la sola eccezione della classe II.

Table 2: sensitivity and specificity of the neural networks. Very high specificity rates were obtained for both methods. The ad hoc trained method obtained very high sensitivity rates for classes III and IV; the lower sensitivity rate obtained for class II was likely caused by the presence of very small lesions, which remained overlooked by the artificial neural network. Also in this case, better results were obtained by the ad hoc trained method as compared with the “baseline” one, with the only exception of class II.

DISCUSSIONE

È ragionevole ritenere che le tecnologie basate sull'IA rivoluzioneranno molte delle attività umane nei prossimi anni a venire. A tal proposito, il loro impiego in campo biomedico è particolarmente promettente (Anonimo, 2019). Basti pensare che oltre 27.000 pubblicazioni scientifiche sono ad oggi disponibili su “US National Library of Medicine National Institutes of Health” inserendo le parole chiave “artificial intelligence” e “medicine”. Ciononostante, sono davvero pochissimi i tentativi di applicazione dell'IA in patologia veterinaria (Awaysheh *et al.*, 2018; Hattel *et al.*, 2013; McKenna *et al.*, 2020; Sanchez-Vazquez *et al.*, 2012).

Per quanto a nostra conoscenza, questo studio rappresenta il primo tentativo di utilizzo dell'IA per il rilievo e la punteggiatura delle lesioni in sede di macellazione. Nel complesso, i nostri dati indicano che le reti neurali, se opportunamente addestrate, sono in grado di distinguere tessuti sani da quelli patologici. In particolare, i risultati ottenuti dalle reti neurali sono pressoché sovrapponibili con il *gold standard* (vale a dire la punteggiatura eseguita dai veterinari) per le mezzene sane o affette da lesioni particolarmente estese. La minore accuratezza delle reti neurali per i punteggi intermedi (classe II e III) potrebbe dipendere da diversi fattori:

- a) il numero di mezzene con punteggio 1 e 2, inserite nel “training set”, era decisamente inferiore rispetto a quelle con punteggio 0 e 3. Questo limite potrebbe essere risolto aumentando le dimensioni del “training set”, considerando che le reti neurali possono essere continuamente alimentate per migliorare le loro prestazioni;
- b) la presenza di pleuriti di piccole dimensioni a cavallo del 5° spazio intercostale, di non facile interpretazione anche per i veterinari. In questo caso, riteniamo che l’“errore” compiuto dalle reti neurali artificiali potrebbe rivelarsi, paradossalmente, un valore aggiunto, grazie ad una lettura più standardizzata e meno soggettiva delle lesioni.

L'addestramento delle reti neurali per l'identificazione e lo *score* di altre condizioni patologiche e la realizzazione di test su vasta scala in impianti di macellazione ad elevata capacità costituiranno il naturale proseguimento di questo studio. Quanto al primo punto, è attualmente in corso l'addestramento di reti neurali artificiali per identificare e quantificare lesioni riferibili a polmonite enzootica del suino. In questo caso, l'acquisizione e l'analisi delle immagini risulta più complessa. Tuttavia, i dati preliminari indicano che la macchina è in grado di riconoscere con elevata accuratezza la *silhouette* del polmone e l'eventuale presenza di lesioni infiammatorie (>90%), mentre le prestazioni in merito alla quantificazione delle polmoniti sono ancora insoddisfacenti (accuratezza compresa fra il 30 e l'80%) e rendono indispensabile aumentare notevolmente il *training set*.

CONCLUSIONI

In conclusione, riteniamo che le tecnologie basate sull'IA potranno essere di grande aiuto per il rilievo sistematico, in tempo reale ed a basso costo delle lesioni – e non solo – anche in sede di macellazione.

BIBLIOGRAFIA

1. Anonimo (2019) “Future in the balance? How countries are pursuing an AI advantage. Insights from Deloitte’s State of AI in the Enterprise” (disponibile all’indirizzo web <https://www2.deloitte.com/us/en/insights/focus/cognitive-technologies/ai-investment-by-country.html>).
2. Awaysheh A., Wilcke J., Elvinger F., Rees L., Fan W., Zimmerman K. (2018) “Identifying free-text features to improve automated classification of structured histopathology reports for feline small intestinal disease”. *J Vet Diagn Invest.* 30, 211-217.

3. Di Provvio A., Trachtman A.R., Farina E., Odintzov Vaintrub M., Fragassi G., Vignola G., Marruchella G. (2019) "Pleurisy evaluation on the parietal pleura: an alternative scoring method in slaughtered pigs". *J Swine Health Prod.* 27, 312-316.
4. Garcia-Morante B., Segalés J., Fraile L., Pérez de Rozas A., Maiti H., Coll T., Sibila M. (2016) "Assessment of Mycoplasma hyopneumoniae-induced pneumonia using different lung lesion scoring systems: a comparative review". *J Comp Pathol.* 154, 125-134.
5. Hattel A., Monga V., Srinivas U., Gillespie J., Brooks J., Fisher J., Jayarao B. (2013) "Development and evaluation of an automated histology classification system for veterinary pathology". *J Vet Diagn Invest.* 25, 765-769.
6. Krizhevsky A., Sutskever I., Hinton G.E. (2012) "ImageNet classification with deep convolutional neural networks" in: Bartlett P., Pereira F., Burges C.J., Bottou L., Weinberger K.Q. "Advances in neural information processing systems". Red Hook Curran Associates Inc., 1097-1105.
7. Luppi A., Merialdi G. (2013) "Lesioni al macello" in: Martelli P. "Le Patologie del Maiale", Milan, Le Point Veterinaire Italie, 199-217.
8. McKenna S., Amaral T., Kyriazakis I. (2020) "Automated Classification for Visual-Only Postmortem Inspection of Porcine Pathology". *IEEE Trans Autom Sci Eng.* 17(2), 1005.
9. Merialdi G., Dottori M., Bonilauri P., Luppi A., Gozio S., Pozzi P., Spaggiari B., Martelli P. (2012) "Survey of pleuritis and pulmonary lesions in pigs at abattoir with a focus on the extent of the condition and herd risk factors". *Vet J.* 193, 234–239.
10. Poole D., Alan M., Randy G. (1998) "Computational intelligence: a logical approach". Oxford University Press, Inc.
11. Ramesh A.N., Kambhampati C., Monson J.R.T., Drew P.J. (2004) "Artificial intelligence in medicine". *Ann R Coll Surg Engl.* 86, 334–338.
12. Ronneberger O., Fischer P., Brox T. (2015) "U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation" in: Navab N., Hornegger J., Wells W.M., Frangi A.F. "Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention". Springer, 234-241.
13. Sanchez-Vazquez M.J., Nielen M., Edwards S.A., Gunn G.J., Lewis F. (2012) "Identifying associations between pig pathologies using a multi-dimensional machine learning methodology". *Vet Res.* 8, 151.