# Applicazione di analisi statistica multivariata, Rete Neurale Artificiale e metodo euristico per la valutazione della suscettibilità da sinkhole nella piana di S. Vittorino (RI)

Application of multivariate statistical analysis, Artificial Neural Network. and heuristic methods for the assessment of the sinkhole susceptility in the San Vittorino plain (RI)

RIASSUNTO - La piana di S. Vittorino, localizzata ai confini tra il Lazio e l'Abruzzo in provincia di Rieti, ed è probabilmente l'area del Lazio con la maggiore densità di sinkhole, nonché quella che presenta i rischi maggiori per la presenza di importanti strutture Termali (Terme di Colilia) ed infrastrutture(SS Salaria). L'area studiata è caratterizzata largamente da formazioni carbonatiche, con sviluppati processi carsici, e ricade nella zona di convergenza di quattro unità tettoniche, caratterizzate da una differente evoluzione paleogeografica, da un diverso stile deformativo e separate tra loro da elementi strutturali di importanza regionale. La valutazione della suscettibilità da sinkhole nella piana è stata effettuata attraverso l'applicazione di un'analisi statistica multivariata, un metodo eurístico e una procedura di Artificial Neural Networks. Le peculiarità degli sprofondamenti nella piana di S. Vittorino sono principalmente relative ai processi di deep piping, che si sviluppano per risalita delle acque attraverso le faglie e le fratture che dislocano il substrato carbonatico, provocando la mobilizzazione e l'erosione dal basso dei depositi continentali sovrastanti, cui si aggiungono gli effetti dei processi di dissoluzione legati alla risalita di H<sub>2</sub>S e CO2 attraverso le stesse dislocazioni. Tali processi subiscono degli incrementi rilevanti in occasione di eventi sismici o di eventi meteorici di notevole intensità. Le prestazioni dei modelli di previsione sono state valutate utilizzando curve ROC. I risultati mostrano che la procedura Artifcial Neural Network fornisce una precisione più affidabile; il modello euristico bivariato e statistico multivariato, invece, presentano accuratezza notevolmente scarsa. Evidentemente il metodo euristico non riesce a restituire dei risultati previsionali performanti perché il fenomeno non è ben noto, ma le reti neurali artificiali pur riuscendo ad interpretare molto bene i fenomeni complessi non rendono note le relazioni che legano le variabili dipendente e indipendenti.

PAROLE CHIAVE: Suscettibilità da sinkhole, metodo euristico, regressione logistica, reti neurali artificiali, Piana di San Vittorino

D'ANGELLA A. (\*), NISIO S. (\*\*), CIOTOLI G. (\*\*\*)

ABSTRACT - San Vittorino plain is located on the northeastern boundary of the Lazio region. It is probably the area within the Lazio Region with the highest density of sinkholes and that presents the highest risk because of the presence of concentrated important structures and infrastructure.

The study area is mainly characterized by carbonate formations, with developed karst processes and wherefore tectonic units, defined by a different paleogeographic evolution and separated by regional importance structural elements, converge. The sinkhole susceptibility evaluation in the plain was carried out through the application of a multivariate statistical analysis, a heuristic method and a procedure Artificial Neural Networks.

The subsidence phenomena in the San Vittorino plain are mainly related to deep piping processes, that caused groundwater movement through faults and fractures that displace the carbonate bedrock. The upward migration of deep seated fluids caused the mobilization and erosion of the shallower continental deposits to which the effects of the dissolution process related to the presence of high content of  $H_2S$  and  $CO_2$  are added. These processes significantly increase during seismic events or high intensity rainfall events. The performance of the predictive models were evaluated using ROC curves. The results show that the Artificial Neural Networks procedure provides a more reliable accuracy; instead, the heuristic model by using bivariate and multivariable analysis have greatly a limited accuracy. Obviously, the heuristic method fails to provide the expected results of the performance because the phenomenon is not known, but the artificial neural networks even if successful to interpret very well the complex phenomena not disclose the relationships between the dependent and independent variables.

KEY WORDS: Sinkhole Susceptibility, Heuristic method, Logistic Regression, Artificial Neural Network, San Vittorino Plain.

<sup>&</sup>lt;sup>(9)</sup> Dipartimento di Scienze, Università degli Studi della Basilicata, Potenza <sup>(\*)</sup> Istituto Superiore per la Protezione e la Ricerca Ambientale; Dipartimento Difesa del Suolo, Servizio Geologico d'Italia, Roma

<sup>(\*\*\*)</sup> Consiglio Nazionale delle Ricerche, Istituto di Geologia Ambientale e Geoingegneria, Roma

Politecnico di Milano - D.I.C.A., Dipartimento di Ingegneria Civile e Ambientale, P.za Leonardo da Vinci 32, Milano - Italy

# 1. - INTRODUZIONE

La piana di S. Vittorino è nota sin dall'antichità per le sorgenti di acque minerali, che sgorgano da alcune polle originatesi per fenomeni di sprofondamento (*spring sinkhole* o *sinkhole ponds* CENTAMORE *et alii*, 2004, 2009; CENTAMORE & NISIO, 2003, 2008, 2014 a, b; CIOTOLI *et alii*, 2001; NISIO 2003, 2008 , 2014 a, b; NISIO *et alii*, 2007). La cronaca più antica riguarda lo sprofondamento che ha coinvolto la chiesa di S. Vittorino, avvenuto nel 1703 (CARLETTI, 1787; CARAMANNA *et alii*, 2006).

Sono stati censiti almeno 35 sprofondamenti avvenuti nei secoli successivi o precedenti il 1703, (NISIO, 2008; MELONI *et alii* 2013 a, b; CIOTOLI *et alii*, 2015) ma non di tutti si hanno informazioni certe circa le date di formazione; tra questi i più conosciuti sono tre piccoli specchi d'acqua: il lago di Paterno, il lago di Mezzo e il Pozzo Burino.

Alcuni sinkholes sono stati riattivati nei primi decenni di questo secolo (nel 1915 e 1951; RICCARDI, 1951; MORI, 1983; CAPELLI *et alii*, 2000); altre attivazioni, neoformazioni o allargamenti sono state osservate in occasioni di sismi come avvenne durante il sisma del 1915, di Avezzano (CREMA, 1924).

Negli ultimi anni del '900 in occasione di eventi alluvionali (nel 1986 ad es.) si aprirono 3 voragini in località Sciamargutta (NOLASCO, 1986) con diametri da 5 a 60 m e profondità di una decina di metri; un altro evento si originò nel 1993, con pochi metri di diametro.

In questo secolo, nell'agosto del 2002, alcuni sprofondamenti hanno interessato la Via Salaria, presso il Consorzio agrario, e nel settembre del 2003, si è originato l'ultimo sinkhole con 4 metri di diametro, nei pressi del Consorzio agrario (fig. 1). Altre riattivazioni, presso il pozzo burino (fig. 2) e presso il lago Micciano, sono avvenute durante il terremoto dell'Aquila (9 aprile 2009; fig. 2) e testimoniano quanto i fenomeni di sinkholes sono un fenomeno ancora attivo nella piana ed un serio rischio per la popolazione e per le attività agricole e turistiche (terme di Cotilia) ivi presenti.

I 35 sinkholes censiti sono concentrati nella zona settentrionale ed orientale della piana, tra S. Vittorino e Vasche, e sono allineati secondo particolari direzioni: NE-SW tra Vasche e Case Paterno; E-W tra le Terme di Cotilila e S. Vittorino; NW-SE, nella fascia tra le sorgenti del Peschiera-Micciani e Terme di Cotilia S. Vittorino, direzione coincidente con il prolungamento della faglia Fiamignano-Micciani (FACCENNA *et alii*, 1993; NOLASCO, 1998; CENTAMORE *et alii*, 2004; 2009; CIOTOLI *et alii*, 2001, CENTAMORE & NISIO, 2003; NISIO 2003, 2008). Le acque mineralizzate, presenti nelle cavità, sono rappresentate principalmente da acque sulfuree e ferruginose.



Fig. 1 - Il sinkhole, con 5 metri di diametro, che si formò nei pressi del consorzio agricolo nel 2002.
The sinkhole, with diameter of 5 meters, formed near the agricultural consortium in 2002.

La suscettibilità dell'intera piana è molto elevata, ma necessita di ulteriori studi e approfondimenti di dettaglio poiché variano alcune condizioni geologico-idrogeologiche tra le diverse porzioni della stessa: la stratigrafia del substrato, ad esempio, la *master fault* che attraversa la piana potrebbe mettere a contatto litologie differenti nelle porzioni occidentale e orientale della piana (arenarie ad W e calcari ad E), rendendo il settore orientale maggiormente suscettibile al carsismo e quindi ai sinkholes; la circolazione idrogeologica nelle porzioni settentrionale e meridionale della piana, con acque caratterizzate da differenti concentrazioni di minerali che rendono alcuni settori percorsi preferenziali di acque sulfuree.

#### 2. - VALUTAZIONE DELLA SUSCETTIBILITÀ

Gli approcci metodologici qualitativi o semiquantitativi per la valutazione della suscettibilità (pericolosità spaziale) sono stati applicati largamente in letteratura per la definizione della suscettibilità da frana (VAN WESTEN, 1993; CARRARA *et alii*, 1995; ZÊZERE *et alii*, 2004; REMONDO *et alii*, 2005), solo recentemente YILMAZ (2007), LAMELAS *et alii* (2008, 2009), GALVE *et alii* (2009 a, b) focalizzano l'attenzione sulla suscettibilità da sinkhole attraverso l'applicazione di tali metodologie.

Altri approcci sono stati seguiti per produrre modelli previsionali della distribuzione spaziale di sinkhole.

Comunemente, i modelli si basano implicitamente sui seguenti presupposti (GALVE *et alii*, 2009 b):

- i sinkhole futuri avranno luogo in circostanze analoghe a quelle sviluppate in passato;

- tutti i fattori condizionanti sono conosciuti e inclusi nell'analisi (metodi euristici e probabilistici);

- tutti i sinkhole passati (o un campione casuale



Fig. 2 - Riattivazione del Bozzo Burino durante il terremoto del 9 aprile 2009: si formarono alcune scarpate lungo il diametro ed una crepa interessò la strada.
- Reactivation of Bozzo Burino during the earthquake of April 9, 2009: were formed some scarps along the diameter and a crack interested the way.

di essi) verificatisi nell'area di studio sono identificati e inclusi nell'analisi.

I modelli deterministici (GUTIÉRREZ, 2008; THARP, 1999) rappresentano approcci molto difficili da applicare per valutare la suscettibilità da sinkhole, necessitano di numerosi parametri, e l'evoluzione dei sinkhole è difficile da modellare attraverso espressioni matematiche a causa della complessità legata ai tanti processi coinvolti nella determinazione del fenomeno (GALVE et alii, 2011). Un altro approccio fortemente soggettivo è quello che si basa sulla mappatura diretta delle zone suscettibili in base al giudizio esperto (EDMONDS et alii, 1987). Sulla base di tutto ciò, la definizione della suscettibilità può essere in qualche modo supportata da alcuni criteri con utilità predittiva desunti dall'analisi della distribuzione spaziale e della morfometria dei sinkhole (analisi nearest neighbour, dimensioni, geome-

tria, orientamento) (GUTIÉRREZ-SANTOLALLA et alii, 2005; GALVE et alii, 2009b, 2011). Un approccio alternativo è legato alla densità dei sinkholes, differenziando zone con diversi intervalli di densità (numero di sinkhole per unità di superficie o area percentuale occupata dai sinkhole) assumendo implicitamente che la probabilità di occorrenza dei sinkhole sarà più elevata nelle zone a più alta densità dei sinkhole stessi (GALVE et alii 2011). A parte i limiti di questa ipotesi (UPCHURCH & LITTLEFIELD, 1988), particolare attenzione dovrebbe essere presa quando si studiano aree con superfici morfogenetiche di età diverse, o zone in cui i sinkhole hanno un potenziale di conservazione variabile (GUTIÉRREZ-SANTOLALLA et alii, 2005). L'analisi del vicinaggio (Nearest Neighbour Analysis, NNA) è un metodo ampiamente utilizzato per analizzare la distribuzione spaziale dei sinkhole e la loro utilità per prevedere eventi futuri (GAO et alii, 2005). Questa tecnica si basa sul calcolo di un indice di distribuzione spaziale, che si ottiene confrontando la distanza media tra ogni evento e l'evento più vicino, e confrontando tale distanza con quella che si otterrebbe da una distribuzione casuale teorica avente la stessa densità. L'indice di distribuzione spaziale quantifica il raggruppamento o la dispersione di elementi in una particolare area. Questo indice è stato applicato per testare se i nuovi sinkhole tendono a verificarsi in prossimità di quelli precedentemente esistenti (WILLIAMS, 1972; GUTIÉRREZ-SANTOLALLA et alii, 2005) o meno. GALVE et alii (2009a, 2009b, 2011) hanno dimostrato inoltre che inserendo questo indice si possono ottenere dei modelli di suscettibilità e di pericolosità con performance migliori di modelli in cui non viene incluso. Se l'analisi dimostra che i nuovi sinkhole tendono a svilupparsi in prossimità di quelli preesistenti, quindi, il terreno situato intorno ai fenomeni mappati ed in particolare le zone con raggruppamenti di sinkhole, può essere considerato come particolarmente suscettibile. Il confronto fra questi quattro metodi è condotto da GALVE et alii (2008).

ZHOU *et alii* (2003), hanno applicato un metodo matematico per stimare il raggio di influenza o interazione, che indica l'area intorno ad un sinkhole dove è più probabile che si sviluppi un nuovo sinkhole. Possono essere mappate come particolarmente inclini alla formazione di sinkhole quelle zone in cui questi sono strutturalmente controllati, mostrando orientamenti statisticamente significativi e allineamenti preferenziali (FIDELIBUS *et alii*, 2011; GUTIÉRREZ-SANTOLALLA *et alii*, 2005). Metodi alternativi consistono nell'analisi delle variabili che determinano il processo, attraverso approcci euristici o statistici. Altri ancora, stabiliscono valori soglia per una certa variabile per differenziare le classi di suscettibilità (KAUFMANN & QUINIF, 2002; GALVE *et alii*, 2011). Un altro sistema ampiamente utilizzato è quello di applicare un sistema di punteggio ponderato a un gruppo di fattori condizionanti selezionati (BUTTRICK & VAN SCHALWYK, 1998; LEI *et alii*, 2001;. ZHOU *et alii*, 2003; JIANG *et alii*, 2005;. TOLMACHEV *et alii*, 2005). Infine, i modelli probabilistici consentono la valutazione della suscettibilità dall'analisi delle relazioni statistiche tra sinkhole noti (variabile dipendente) e alcuni fattori condizionanti (variabili indipendenti) (CHUNG & FABBI, 1993).

L'applicazione delle tecniche statistiche permette l'individuazione delle relazioni spaziali tra sinkhole, o una variabile derivata, e alcune delle variabili che governano la loro distribuzione (WHITTMAN & GUBBELS, 1999; WHITTMAN *et alii*, 1999). SORIANO & SIMON (1995), hanno applicato un'analisi multivariata ad una sequenza terrazzata della valle dell'Ebro tra la densità dei sinkhole e diverse variabili, senza prendere in considerazione, tuttavia, l'effetto dell'età delle superfici morfogenetiche sulla densità dei sinkhole.

Il grande sviluppo subito dalle tecniche GIS e SDA nel corso degli ultimi decenni ha enormemente facilitato l'applicazione di metodi quantitativi per la modellazione della probabilità di frequenza del fenomeno. YILMAZ *et alii* (2013), hanno valutato la suscettibilità da sinkhole in una zona del bacino di Sivas (Turchia) utilizzando un'analisi bivariata, tramite la probabilità condizionata (CP), un'analisi multivariata mediante la regressione logistica (LR) e modelli basati sull'applicazione di reti neurali artificiali (ANN).

Tuttavia i risultati ottenuti attraverso l'applicazione delle differenti metodologie potrebbero non avere un buon potenziale predittivo; pertanto, le mappe di previsione generate da una qualsiasi delle metodologie precedentemente descritte devono essere considerate come ipotesi non testate con una affidabilità sconosciuta a meno che non vengono convalidate in modo indipendente (GALVE et alii, 2009a). Diverse strategie di validazione sono state applicate in modo soddisfacente per valutare quantitativamente la capacità predittiva dei modelli di suscettibilità di fenomeni di instabilità del territorio, e per migliorare l'efficienza del processo di modellazione applicato principalmente nell'ambito degli studi sul dissesto per frana (FABBRI et alii, 2003; CHUNG & FABBRI, 2005). In letteratura, la validazione di modelli di suscettibilità da sinkhole è stata applicata nel campo spaziale, temporale e random (GALVE et alii, 2009a, 2009b). Importante, e da non trascurare, è la verifica e l'aggiornamento della mappa di probabilità da sinkhole, quando altri sinkhole vengono mappati e si ottengono ulteriori informazioni sulla loro formazione (GAO & Alexander Jr., 2003).

In questo studio la valutazione della suscettibilità da sinkhole è stata effettuata nella Piana di S. Vittorino, attraverso l'applicazione di un'analisi statistica multivariata, un metodo euristico e una procedura di *Artificial Neural Network*. L'area, localizzata ai confini tra il Lazio e l'Abruzzo in provincia di Rieti, rappresenta una regione caratterizzata da un'elevata densità di sinkhole, e che presenta rischio maggiore per la presenza di importanti strutture ed infrastrutture.

#### 3. - MATERIALI E METODI

Il geodatabase utilizzato include una carta inventario dei sinkhole ed un elevato numero di strati informativi relativi ai fattori condizionanti selezionati.

La carta dell'inventario consiste in 54 sinkholes di cui circa una ventina formatesi ai bordi della piana (CENTAMORE *et alii*, 2009). I fattori condizionanti selezionati sono relativi al contesto geologico-strutturale ed idrogeologico dell'area, per cui oltre al piano informativo riguardante la geologia, sono stati implementati ed elaborati piani tematici relativi alle discontinuità tettoniche, alla variazione altimetrica (DTM), ai terremoti, alle numerose sorgenti presenti e alle emissioni di CO<sub>2</sub> (tab. 1). Il *geodatabase* dei dati relativi ai fattori condizionanti sono stati elaborati con l'ausilio del *software* statistico SPSS (IBM), gli *output* sono stati importati in GIS per l'elaborazione e la mappatura della suscettibilità da sinkhole.

L'elaborazione della mappa di suscettibilità dell'area investigata è stata realizzata a partire da un *dataset* estratto in maniera casuale da quello completo (pari al 30% del totale) con validazione sul restante 70%.

# 3.1. - LIVELLI INFORMATIVI

#### 3.1.1. - Carta inventario dei sinkhole

La carta dell'inventario consiste in 54 sinkholes, comprensivi dei fenomeni storici oggi ricolmati, di cui circa una ventina occorsi ai bordi della piana (dati progetto sinkhole ISPRA NISIO, 2004, 2008). L'informazione relativa alla distribuzione spaziale dei sinkholes è puntuale, con dettagli sull'estensione areale non di tutti i fenomeni mappati. Di conseguenza si è ritenuto utile procedere all'analisi considerando una densità areale di ciascun punto.

#### 3.1.2. - Near Distance Sinhkole

La variabile "ND\_sinkhole" rappresenta la distanza di ogni pixel dal sinkhole vicino ed assume valore 0 in corrispondenza dei sinkhole. Questa variabile è stata introdotta nell'analisi per la realizza-

TODOODATIA	VARIABILE	LAYER	DESCRIZIONE
IOPOGRAFIA	Sinkhole	Sinkhole_kern	Densità di sinkhole
	Near Distance sinkhole	e ND_sink	Distanza di ciascun pixel dalla densità di sinkhole più prossima
	DTM	DTM	Modello digitale del terreno
GEOMORFOLOGIA	Geologia	geo_t	Geologia
	Terremoti	eq_10	Densità di terremoti in base alla magnitudine
	Faglie	fault_10	Buffer di tutte le faglie presenti
	Densità di faglie	fault_kern	Densità di faglia
	Nead Distance faglie	ND_fault	Distanza di ciascun pixel dalla faglia più prossima
	Gravimetria	Grav	Gravimetria
IDROGEOLOGIA	Piezometrica	piezo	Informazione relativa all'andamento piezometrico
	Sorgenti	spring_10	Localizzazione delle sorgenti
	<i>CO</i> <sub>2</sub>	CO <sub>2</sub> _rec	Distribuzione delle emissioni di $CO_2$

Tab. 1 - Livelli informativi usati nell'analisi. Le 4 variabili più significative sono indicate in grassetto.
- GIS layer used in the analysis. Main variables are indicated in bold character.

zione di modelli di elaborazione di mappe della suscettibilità con *performance* migliori, come proposto in letteratura (GALVE *et alii*, 2008b).

#### 3.1.3. - Digital Terrain Model

A partire dalle curve di livello fornite dall'ISPRA è stato elaborato il modello digitale del terreno della piana, che presenta quote variabili tra i 500 e 1000 m s.l.m. Generato da una topografia digitale a 25 m di intervallo, riflette la geomorfologia e l'idrogeologia del territorio. Esso non incorpora le deboli irregolarità topografiche.

# 3.1.4. - Faglie

Questo livello informativo rappresenta l'evoluzione morfostrutturale dell'area in esame. A partire dall'attuale distribuzione delle faglie fornita dall'ISPRA è stata ricavata la mappa di densità lineare di faglia. L'area di studio è evidentemente divisa quasi a metà dalla faglia di Fiamignano-Micciani.

# 3.1.5. - Terremoti

La possibile relazione tra eventi sismici ed innesco di fenomeni di sinkhole è stata più volte proposta in letteratura per molti dei casi presenti nella piana, ma è sempre mancata una reale verifica negli studi precedenti a quelli di NISIO (2008). In questi studi, si analizza l'effettiva connessione dei tempi reali del sisma con il fenomeno dei sinkhole, considerando sia le distanze dall'epicentro sia l'intensità del sisma.

La ricerca svolta da NISIO (2008), facendo riferimento ai dati riportati sui cataloghi sismici INGV (1981-2011) per verificare un effettiva connessione tra terremoti e formazione dei sinkholes, ha prodotto dei risultati molto interessanti dai quali emerge che, per quasi tutti gli sprofondamenti avvenuti nella piana, si è registrato un terremoto nell'arco, in genere, di una ventina di giorni prima. Purtroppo, per alcuni sprofondamenti le date di formazione sono incerte. È possibile notare che per intensità macrosismiche al suolo molto elevate, 95-110, in genere la risposta è immediata, la cavità si forma nell'arco di un giorno anche per epicentri distanti tra i 30 e i 50 km. Tuttavia, è possibile che anche in occasione di terremoti strumentali (con intensità di 30) si siano formate delle cavità. Dalle informazioni relative alla magnitudo degli eventi sismici registrati tra il 1981 ed il 2011 nell'area di studio è stata ricavata una mappa di densità dei terremoti.

## 3.1.6. - Geologia

La geologia dell'area di studio, ricavata dalla Carta Geologica proposta da CENTAMORE *et alii* 2004, evidenzia che la zona più interessata fino ad ora dai fenomeni di instabilità corrisponde all'area in cui si rileva la presenza di una copertura alluvionale.

# 3.1.7. - Sorgenti

La conoscenza dell'assetto idrogeologico dell'area di studio è molto importante ai fini della valutazione della suscettibilità da sinkhole, in particolare la localizzazione delle sorgenti è stata spazializzata ottenendo anche per questo tematismo una mappa di densità.

# 3.1.8. - Distribuzione della CO<sub>2</sub> nei gas del suolo

Gli studi relativi alle emissioni di CO<sub>2</sub> (CIOTOLI *et alii*, 2000) hanno permesso la realizzazione di una mappa che mostra la variazione spaziale delle emissioni di CO<sub>2</sub> nell'area di studio.

# 3.2. - Applicazione del Modello Euristico-bivariato, della Regressione Logistica, e dell'Ann

Il metodo euristico utilizzato consiste nella procedura basata sull'indicizzazione di tutti i fattori. Per ridurre la soggettività del procedimento euristico, i pesi dei fattori sono stati valutati da un modello statistico-bivariato (VAN WESTEN, 1993). Dopo la raccolta dati e implementazione del data*base*, la procedura per la valutazione della suscettibilità da sinkhole è stata avviata secondo le seguenti fasi: a) definizione del peso in un'area campione attraverso la procedura di van Westen (VAN WESTEN et alii, 1993); b) implementazione e ottimizzazione dell'algoritmo. Attraverso la procedura statistica bivariata, dopo aver riclassificato ciascun fattore condizionante secondo criteri empirici, sono stati calcolati la densità di sinkhole per classe, la densità areale e, infine, i pesi nella zona di campionamento.

L'analisi statistica multivariata e le reti neurali sono metodologie largamente utilizzate nella valutazione della suscettibilità di fenomeni naturali e antropici (YILMAZ, 2009; GALVE et alii, 2009; YILMAZ, 2013). Esse prevedono l'interazione e la dipendenza tra un numero di fattori condizionanti, nella loro combinazione simultanea, e l'occorrenza dei sinkhole, al fine di stabilire l'influenza che ognuno di essi esercita nella determinazione del fenomeno. Le relazioni tra la variabile dipendente e quelle indipendenti, in entrambi i casi, sono analizzate per mezzo del software SPSS (ver. 17.0). Per l'analisi statistica multivariata la relazione tra l'occorrenza del fenomeno e la sua dipendenza con ciascuna variabile è stata determinata utilizzando la regressione logistica, mentre nel caso delle rete neurali artificiali, l'analisi è stata effettuata su diversi dataset di training dopo aver definito l'algoritmo di apprendimento.

L'intera procedura è stata sviluppata in ambiente GIS. Ciò ha reso possibile gestire facilmente il *set* di dati e incorporarli nell'analisi. La zona di campionamento è rappresentativa di tutta l'area di studio ed è stata determinata in maniera casuale rappresentando il 30% dell'area totale. Non è stato possibile effettuate le calibrazioni e le validazioni temporali e spaziali, la prima perchè non si hanno informazioni certe sulla data di formazione dei sinkholes, la seconda perchè il campione di dati per il *training* non sarebbe risultato significativamente rappresentativo di tutta l'area.

# 4. - RISULTATI

# 4.1. - MODELLO BIVARIATO - EURISTICO INCROCIATO

Le relazioni esistenti tra l'osservazione diretta dei sinkholes e le classi di pericolosità sono riportate in tabella 2 e sono espresse nei pesi attraverso il concetto di densità di sinkhole (fig. 3), dalla quale è possibile notare come la variabile che influenza maggiormente la valutazione della pericolosità spaziale nella Piana di S. Vittorino sia ND\_sinkhole, come riportato in letteratura (GALVE *et alii*, 2008b). Il modello è influenzato anche particolarmente dalla densità di faglie, la geologia dell'area e l'andamento della superficie topografica.

Facendo, quindi, riferimento allo studio di GALVE et alii (2008b), è stata effettuata un'ulteriore analisi considerando le *performance* del modello includendo o escludendo il fattore condizionante "ND\_sinkhole" (figg. 3, 4). Dal confronto delle curve ROC (fig. 5, tab. 3) emerge, che nel caso del modello euristico bivariato, l'influenza della distanza dal valore di densità del *sinkhole* prossimo più vicino non influenza i risultati. Le curve ROC dei modelli, infatti, mostrano test poco accurati (SWETS, 1988), a prescindere dalla variabile "ND\_sinkhole (tab. 3).

# 4.2. - Regressione Logistica

I valori dei coefficienti beta della regressione logistica sono riportati in tabella 4. Come per il metodo euristico sono stati considerati, sia il caso in cui si include la variabile ND\_sinkhole sia quello in cu questa venga esclusa (figg. 6, 7).

Dal confronto delle curve ROC (tab. 5; fig. 8) emerge che anche nel caso del modello di regressione logistica, l'influenza della distanza dal valore di densità del sinkhole più vicino non condiziona i risultati. Interpretando i risultati relativi all'area sottesa dalla curva ROC, il test risulta poco accurato come mostrato anche per l'applicazione del metodo euristico bivariato applicato sempre per la Piana di S. Vittorino.

	D	ТМ		ND	_sin	khole	I	Fagli	e	ge	olog	gia	ter	rem	oti	so	rger	nti		$CO_2$	
Classe	1	2	3	1	2	3	1	2	3	1	2	3	1	2	3	1	2	3	1	2	3
Punteggi	1	2	3	1	2	3	1	2	3	1	2	3	1	2	3	1	2	3	1	2	3
D <sub>class</sub>	(	).17			0.97	7		0.19			0.17			0.22			0.28			0.31	
D <sub>A</sub>	0.08																				
Pesi	(	).75			2.47	7		0.82			0.71			0.18			0.24			0.34	

Tab. 2 - *Pesi metodo bivariato*. - Weights calculated by using bivariate method.



Fig. 3 – Mappa di suscettibilità calcolata senza considerare "ND\_sinkhole" attraverso il metodo euristico incrociato. - Susceptibility Map calculated without "ND\_sinkhole" through beuristic crossover.

# 4.3. - Rete Neurale Artificiale

L'applicazione del modello ANN mostra dei risultati molto soddisfacenti. Questo potrebbe essere utile per giungere a delle interessanti considerazioni. L'analisi neurale è stata condotta attraverso il software SPSS (17.0) utilizzando, relativamente alla selezione delle variabili, la stessa logica applicata per il metodo euristico e statistico (figg. 9, 10).

Il modello, a partire dai dati di *input* costituiti dalle variabili dipendente ed indipendenti, restituisce una rete neurale con uno strato intermedio, utilizzando come funzione di attivazione dello strato nascosto "tangente iperbolica" e come funzione di attivazione dello starto di *output "softmax*". La stima dei parametri è mostrata in tabella 6.

Dal confronto delle curve ROC (fig. 11) emerge che, a differenza degli altri due modelli, in quello neurale, l'influenza della distanza dal valore di densità del sinkhole più vicino migliora notevolmente le *performance* della previsione spaziale dell'occorrenza di sinkhole. Rifacendosi alla valutazione dell'area sottesa alla curva ROC proposta da SWETS (1988), il *test* risulta altamente accurato se si include nell'analisi la variabile relativa all'informazione della distanza dal sinkhole più prossimo, mostrando una (tab. 7).



Fig. 4 – Mappa di suscettibilità calcolata considerando "ND sinkhole" attraverso il metodo euristico bivariato. - Susceptibility Map considering "ND\_sinkhole" through beuristic method bivariate.



4.4. - Confronto fra i tre metodi metodi: eu-RISTICO INCROCIATO, REGRESSIONE LOGISTICA E RETE NEURALE ARTIFICIALE

Il confronto fra le tre tipologie di modelli proposti (fig. 12), euristico bivariato, regressione logistica e reti neurali artificiali, viene effettuato sia attraverso le curve ROC sia attraverso le statistiche di accuratezza. Il valore di cut-off per procedere al calcolo delle statistiche corrisponde al valore più alto di accuratezza e in particolare, per l'analisi dei modelli il valore di cut-off ideale corrisponde a 0,5 di probabilità. Dopo aver fissato il valore di cut-off, sono state prodotte le tabelle di contingenza per

Tab. 3 - Area sottostante le curve dell'euristico bivariato per valutare l'influenza della variabile "ND\_sinkhole" della previsione dei sinkhole nella piana di San Vittorino.

- The table shows the areas under the ROC curve in the case of bivariate method. Results highlight how "ND\_sinkhole" variable affects the results.

	Intervallo di confidenza al 95% asintotico								
	Area	Errore std	Sig. asintotica	Limite inferiore	Limite superiore				
HSM	0.533	0.003	0	0.527	0.538				
HSM_con ND	0.531	0.003	0	0.526	0.537				

ciascun modello. Il confronto tra i valori previsti e i dati osservati per derivare le tabelle di contingenza è stato realizzato attraverso operazioni di *overlay GIS-based*. Le statistiche di accuratezza relative ai tre modelli sono riassunte nella tabella 9. Essi mostrano risultati diversi per la valutazione delle prestazioni del modello.

# Tab. 4 – Valori di $\beta$ stimati attraverso il software SPSS per la Piana di S. Vittorino. Sono mostrati il caso con e senza "ND\_sinkhole".

- Beta coeff	icients cal	lculated	l with a	nd witł	nout the
"ND_	_sinkhole	" variał	ole, resp	pective	ly.

	con ND_ <i>sinkhole</i>	senza ND_ <i>sinkhole</i>
DTM	-0.014	-0.013
Geologia	0.178	0.121
Faglia	-0.335	-0.296
Terremoti	0.045	0.036
CO <sub>2</sub>	0.382	0.405
Sorgenti	0.214	0.918
ND_sinkhole	0.817	
Costante	4.804	4.912

Il modello neurale presenta *performance* migliori rispetto sia al modello euristico che statistico (tab. 8).

Dal confronto delle curve ROC e delle statistiche, relative ai tre modelli predittivi, che vengono visualizzate in figura 8 e tabella 9, il modello di analisi neurale appare il migliore, mostrando un test molto accurato.

Le curve ROC relative al modello euristico bivariato e statistico multivariato, invece, presentano accuratezza notevolmente scarsa rispetto alle curve relative al modello neurale. Il risultato, diverso in termini di prestazioni del modello, non è indicativo di una minore affidabilità tanto del modello euristico bivariato quanto di quello statistico, ma è principalmente dovuto alla qualità del *dataset* di partenza che ha permesso di effettuare un buon *training* in fase di modellazione neurale. La mappa di suscettibilità con le migliori *performance* è stata successivamente riclassificata (fig. 13) discriminando tra i punti stabili e punti instabili, ottenendo i seguenti valori di estremi di classe:

$$R_{M} = \frac{m_{s} - 2sd_{s} + m_{ns}}{2} = 0,02$$
$$R_{H} = \frac{m_{s} - 2sd_{s} + m_{ns} + 2sd_{ns}}{2} = 0,65$$



Fig. 6 - Mappa di suscettibilità calcolata senza considerare "ND sinkhole" attraverso il metodo statistico multivariato. - Map susceptibility calculated without considering "ND sinkhole" through the statistical method multivariate.



Fig. 7 - Mappa di suscettibilità calcolata con considerare "ND sinkhole" attraverso il metodo statistico multivariato. - Map susceptibility calculated with considering "ND sinkhole" through the statistical method multivariate.

Tab. 5 - Area sottostante le curve della regressione logistica per valutare l'influenza della variabile "ND\_sinkhole" nella previsione dei sinkhole nella Piana di San Vittorino.

- The table shows the areas under the ROC curve in the case of logistic regression. Results highlight how "ND\_sinkhole" variable affects the results.

Intervallo di confidenza al 95% asintotico										
	Area	Errore std	Sig. asintotica	Limite inferiore	Limite superiore					
LR_con ND	0.576	0.002	0	0.571	0.58					
LR	0.578	0.002	0	0.573	0.582					



Fig. 8 – Confronto delle curve ROC del modello statistico con e senza il fattore condizionante "ND\_sinkhole". - Comparison of ROC curves of the statistical model with and without the conditioning factor "ND\_sinkhole".



Fig. 9 – Mappa di suscettibilità calcolata senza "ND\_sinkhole" attraverso il metodo neurale. - Susceptibility Map without "ND\_sinkhole" through the method neural.



Fig. 10 – Mappa di suscettibilità calcolata includendo "ND\_sinkhole" attraverso il metodo neurale. - Susceptibility Map including "ND\_sinkbole" through the method neural.

		PREVISTO Strato nascosto 1								
		H(1:1)	H(1:2)	H(1:3)	H(1:4)	H(1:5)	H(1:6)			
PREDICTOR	(Diagonale)	2.276	- 2.608	4.126	0.135	2.263	- 0.589			
Strato di <i>input</i>	DTM	- 0.315	2.357	- 0.079	1.11	- 1.352	0.42			
1	fault_10	- 0.401	2.087	- 0.891	- 0.881	1.672	- 1.243			
	eq_10	1.285	1.183	- 1.24	0.205	- 1.077	- 0.684			
	co2_10	0.857	- 0.701	0.208	- 1.61	- 0.305	0.208			
	spring_10	2.379	0.973	- 1.644	2.306	1.046	1.352			
	geologia_r	- 0.294	0.126	0.278	1.601	0.385	0.265			

Tab. 6 – *Stima dei parametri del metodo ANN nell'area di S. Vittorino.* - Parameters calculated by using ANN technique.



Fig. 11 – Confronto delle curve ROC del modello neurale con e senza il fattore condizionante "ND\_sinkhole".
- Comparison of ROC curves of the neural model with and without the conditioning factor "ND\_sinkhole".

#### 5. - CONCLUSIONI

I risultati delle analisi condotte per la valutazione della suscettibilità da sinkhole nella Piana di S. Vittorino mostrano che l'applicazione della procedura basata sulle reti neurali fornisce in termini previsionali un'accuratezza elevata rispetto al metodo euristico bivariato e all'analisi statistica multivariata. Nell'applicazione della procedura basata sulle reti neurali artificiali i campioni vengono classificati correttamente. Le tecniche basate sulle reti neurali sono caratterizzate da elevate performance sicuramente adatte per un *dataset* di *training* caratterizzato da elevata cardinalità della variabile dipendente, quale il *geodataset* di San Vittorino. Le prestazioni dei modelli sono state valutate attraverso indicatori statistici di *performance* specifici e le curve ROC (v. fig. 7). Le analisi effettuate con il metodo euristico - statistico e con l'analisi statistica multivariata attraverso la regressione logistica mostrano risultati caratterizzati da indici di performance che evidenziano un grado modesto di coerenza tra i risultati delle applicazioni e i dati osservati. È evidente che i sinkhole, definibili come fenomeni dinamici determinati da differenti processi complessi interagenti, necessitano della conoscenza e valutazioni dettagliate e ponderate relative al meccanismo formazionale, alla loro evoluzione e manifestazione, sulla quale si basa l'analisi e la determinazione di tutti i parametri che concorrono alla valutazione della previsione della suscettibilità e pericolosità ad essi connessa.



Fig. 12 – Confronto delle curve ROC dei modelli euristico statistico e neurale. - Comparison of ROC curves of heuristic statistical models and neural.

Tab. 7 - Area sottostante le curve della rete neurale artificiale per valutare l'influenza della variabile "ND\_sinkhole" della previsione dei sinkhole nella Piana di San Vittorino.

- The table shows the areas under the ROC curve in the case of ANN method. Results highlight how "ND\_sinkhole" variable affects the results.

Intervallo di confidenza al 95% asintotico									
	Area	Errore std	Sig. asintotica	Limite inferiore	Limite superiore				
ANN_con ND	0.967	0	0	0.966	0.968				
ANN	0.882	0.001	0	0.88	0.884				

Tab. 8 - Area sottostante le curve dei modelli elaborati per valutare l'influenza della variabile "ND\_sinkhole" della prevsione dei sinkhole nella Piana di San Vittorino.

- The table shows the comparison between the areas under the ROC curve calculated bu using the three different techniques. Results highlight how "ND\_sinkhole" variable affects the results.

Intervallo di confidenza al 95% asintoti								
	Area	Errore std	Sig. Asintotica	Limite inferiore	Limite superiore			
ANN_con ND	0.967	0	0	0.966	0.968			
LR	0.578	0.002	0	0.573	0.582			
HSM	0.533	0.003	0	0.527	0.538			



Fig. 13 – Mappa di suscettibilità con le performance migliori riclassificata per la piana di S. Vittorino. - Susceptibility Map with the best performance reclassified to the plain of S. Vittorino.

Tab. 9 – .	Sta	itistici	he di aci	curate	zza pii	ù com	uni relative al	'
modello	di	susce	ttibilità	della	Piana	di S.	Vittorino.	

- Main statistics related to the accuracy of the different techniques.

	Euristico	LR	ANN
Efficiency	1.1088	0.1002	0.893
True positive rate	0.1266	1	0.8341
False positive rate	0.3652	0.8454	0.0538
Threat score	0.0629	0.2771	0.7132
Gilbert skill score	-0.469	1.9636	1.5066
Piercie's skill score	-0.2385	0.1545	0.7803
Heidke skill score	1.1796	0.085	0.893
Odd ratio	0.252	-	88.4322
Oddratio skill score	-0.5974	1	0.9776

#### BIBLIOGRAFIA

- BUTTRICK D.B. & VAN SCHALKWYK A. (1998) Hazard and risk assessment for sinkbole formation on dolomite land in South Africa. International Journal of Geosciences, Environmental Geology, 36 (1-2): 170-178.
- CAPELLI G., PETITTA M. & SALVATI R. (2000) Relationships between catastrophic subsidence hazards and groundwather in the Velino Valley (Central Italy). Proceedings Sixth International Symposium on Land Subsidence. SISOLS 2000, Ravenna, Italy, 1: 123-136.
- CARAMANNA G., CIOTOLI G., FERRELI L., GUERRIERI L., NISIO S., VITA L. & VITTORI E. (2006) - Relazioni tra strutture sismogenetiche, eventi sismici e fenomeni di sinkhole: un approccio metodologico in Appennino centrale. Mem. Descr. Carta Geol. d'It, **71**: 121-122.
- CARAMANNA G., CIOTOLI G. & NISIO S. (2008) A review of natural sinkhole phenomena in Italian plain areas. Journal of Natural Hazard, **45**: 145-172, DOI 10.1007/s, 11069-

007-9165-7.

- CARLETTI N. (1787) Storia della regione abbruciata della Campagna Felice. Stamperia Raimondiana, 1787, **43**, 1: 382 pp.
- CARRARA A., CARDINALI M., GUAZZETTI F. & REICHENBACH P. (1995) - GIS techniques in mapping landslide hazard. In: A. CARRARA & F. GUZZETTI (Eds.): Geographical information systems in assessing natural hazards. Kluwer Academic Publishers, The Netherlands: 135–175
- CENTAMORE E. & NISIO S. (2003) The effects of uplift and tilting in the Central Apennine. Quaternary International, **101**-**102**: 93-101.
- CENTAMORE E., NISIO S. & ROSSI D. (2004) Aspetti geologicostrutturali in relazione alla formazione della "sinkhole plain" di S. Vittorino. Atti Conv.: "Stato dell'arte sullo studio dei fenomeni di sinkholes e ruolo delle amministrazioni statali e locali nel governo del territorio", Roma 20-21 maggio 2004: 285-298.
- CENTAMORE E., NISIO S. & ROSSI D. (2009) The San Vittorino Sinkhole Plain: relationships between bedrock structure, sinking processes, seismic events and hydrothermal springs. Ital. J. Geosci. (Boll. Soc. Geol. It.), **128**, No. 3: 629-639, 8 figs., 1 pl.
- CHUNG C.F. & FABBRI A. (2005) Systematic procedures of landslide bazard mapping for risk assessment using spatial prediction models. In: Landslide Hazard and Risk, T. GLADE, M.G. ANDERSON & M.J. CROZIER (Eds.), Wiley: New York: 139–174.
- CHUNG C.F. & FABBRI A.G. (1993) *The representation of geo*science information for data integration. Nonrenewable Resources 2: 122–139.
- CIOTOLI G., DI FILIPPO M., NISIO S. & ROMAGNOLI C. (2001) - La Piana di S. Vittorino: dati preliminari sugli studi geologici, strutturali, geomorfologici, geofisici e geochimici. Mem. Soc. Geol. It., **56**: 297-308.
- CIOTOLI G., FINOIA M.G., LIPERI L., MELONI F., NISIO S., TONELLI V. & ZIZZARI P. (2015) - Sinkhole susceptibility map of the Lazio Region, central Italy. Journal of Maps 1/2015.
- CREMA C. (1924) Sprofondamenti carsici del Gennaio 1915 nella Valle del Velino. In: Tra i monti del Lazio e dell'Abruzzo,1: 3-14.
- EDMONDS C.N., GREEN C.P. & HIGGINBOTTOM I.E. (1987) - Subsidence hazard prediction for limestone terrains, as applied to the English Cretaceous chalk. Geological Society Engineering Geology Special Publication 4: 283 – 293.
- FABBRI A.G., CHUNG C.J.F., CENDRERO A. & REMONDO J. (2003) - Is prediction of future landslides possible with a GIS? Natural Hazards, 30: 487 – 499.
- FACCENNA C., FLORINDO F., FUNICIELLO R. & LOMBARDI S. (1993) – Tectonic setting and Sinkhole Features: case histories from western Central Italy. Quaternary Proceeding, 3: 47-56.
- FIDELIBUS M.D., GUTTÉRREZ F. & SPILOTRO G. (2011) -Human-induced bydrogeological changes and sinkholes in the coastal gypsum karst of Lesina Marina area. (Foggia Province, Italy). Engineering Geology, 118 (2011): 1–19.
- GALVE J.P, GUTIÉRREZ F., LUCHA P., GUERRERO J., BONACHEA J., REMONDO J. & CENDRERO A. (2009a) - Probabilistic sinkhole modelling for hazard assessment. Earth Surface Processes and Landforms, 34: 437-452.
- GALVE J.P., BONACHEA J., REMONDO J., GUTTÉRREZ F., GUERRERO J., LUCHA P., CENDRERO A., GUTTÉRREZ M. & SÁNCHEZ J.A. (2008) - Development and validation of sinkhole susceptibility models in mantled karst settings. A case study from the Ebro valley evaporite karst (NE Spain), Engineering Geology, 99: 185-197.
- GALVE J.P., GUTIÉRREZ F., CENDRERO A., REMONDO J., BONACHEA J., GUERRERO J. & LUCHA P. (2009b) - Predicting sinkboles by means of probabilistic models. Quarterly Journal of Engineering Geology and Hydrogeology, 42: 139-144.
- GALVE J.P., REMONDO J. & GUTIÉRREZ F. (2011) Improving

sinkhole hazard models incorporating magnitude–frequency relationships and nearest neighbor analysis. Geomorphology, 134: 157–170.

- GALVE, J.P., GUTIÉRREZ, F., REMONDO, J., BONACHEA, J., LUCHA, P. & CENDRERO A. (2009) - Evaluating and comparing methods of sinkhole susceptibility mapping in the Ebro Valley evaporite karst. (NE Spain). Geomorphology, 111: 160-172.
- GAO Y. & ALEXANDER E.C. JR. (2003) A mathematical model for a sinkhole probability map in Fillmore County. Minnesota. In: BF. BECK (Eds.), Sinkholes and the engineering and environmental impacts of karsts. Proceedings of the ninth multidisciplinary conference. Huntsville, Alabama, September 6–10, ASCE Geotechnical Special Publication, no. 122: 439–449.
- GAO Y., ALEXANDER E.C. J.R. & BARNES R.J. (2005) Karst database implementation in Minnesota: analysis of sinkhole distribution. Environmental Geology, 47: 1083–1098.
- GUITIÉRREZ-SANTOLALLA F., GUITIÉRREZ-ELORZA M., MARÍN C., DESIR G. & MALDONADO C. (2005) - Subsidence hazard avoidance based on geomorphological mapping in the Ebro River valley mantled evaporite karst terrain. (NE Spain), Environmental Geology, 48: 360-369.
  GUITIÉRREZ F., JOHNSON K.S. & COOPER A.H. (2008) - Evap-
- GUTIÉRREZ F., JOHNSON K.S. & COOPER A.H. (2008) Evaporite karst processes, landforms, and environmental problems. Environ Geol, 53: 935-936.
- JIANG X., LEI M., LI Y. & DAI J. (2005) National-scale risk assessment of sinkhole hazard in China. In: B.F. BECK (Ed.), Sinkholes and the engineering and environmental impacts of karst, Proceedings of the tenth multidisciplinary conference San Antonio, Texas, September 24–28, ASCE geotechnical special publication, no. 144: 649–658.
- KAUFMANN O. & QUINIF Y. (2002) Geohazard map of covercollapse sinkholes in the "Tournaisis" area southern Belgium. Engineering Geology, 65: 117–124.
- LAMELAS M. T., HOPPE A., DE LA RIVA J. & MARINONI O. (2009) - Modelling environmental variables for geohazards and georesources assessment to support sustainable land-use decisions in Zaragoza (Spain). Geomorphology, 111: 88–103.
- LAMELAS M.T., MARINONI O., HOPPE A. & DE LA RIVA J. (2008) - Doline probability map using logistic regression and GIS technology in the central Ebro basin (Spain). Environmental Geology, 54 (5): 963–977.
- LEI M., JIANG X. & LI Y. (2001) New advances of karst collapse research in China. In: B.F. BECK & J.G. HERRING (Eds.), Geotechnical and environmental applications of karst geology and hydrology. Proceedings of the eighth multidisciplinary conference on sinkholes and the engineering and environmental impacts of karsts. Louisville, KY, 1–4, April, A.A. Balkema, Lisse: 145–151.
- MELONI F., NISIO S., CIOTOLI G., LIPERI L., TONELLI V. & ZIZZARI P. (2013 b) - Il Catalogo unificato dei sinkholes della regione Lazio. Mem. Descr. Carta Geol. d'It., 93: 321-354.
- MELONI F., NISIO S., LIPERI L., TONELLI V., ZIZZARI P. & CIOTOLI G. (2013 a) - *Carta dei sinkholes della Regione Lazio*. Mem. Descr. Carta Geol. d'It., **93**.
- MORI A. (1983) Sulla formazione di alcuni laghetti presso Cittaducale. In: La petrografia per tutti.
- NISIO S. (2003) I fenomeni di sprofondamento: stato delle conoscenze ed alcuni esempi in Italia Centrale. Il Quaternario, 16 (1): 121-132.
- NISIO S. (2008) The sinkholes in the Latium region. Mem. Descr. Carta Geol. d'It., 85: 33-148.
- NISIO S. (2014 a) I sinkboles tra storia, mito e leggenda. Mem. Descr. Carta Geol. d'It., **96**: 271-296
- NISIO S. (2014 b) Le ricerche storiche nello studio dei fenomeni di sprofondamento. Mem. Descr. Carta Geol. d'It., 96: 261-270.
- NISIO S., CARAMANNA G. & CIOTOLI G. (2007) Sinkholes

hazard in Italy: first results on the inventory and analysis of some case studies. In: PARISE & GUNN (Eds.), Natural and Anthropogenic Hazards in Karst areas: Recognition, Analysis and Mitigation. Geological Society, London, Special Publications, 279: 23-45.

- NOLASCO F. (1986) Sprofondamenti del terreno in località Sciamargutta presso Cotilia Terme. Roma.
- NOLASCO F. (1998) *La Piana di S. Vittorino*. Contributo allo studio dei processi evolutivi dei rischi e della prevenzione, Regione Lazio-Acea.
- REMONDO J., BONACHEA J. & CENDRERO A. (2005) A statistical approach to landslide risk modelling at basin scale: from landslide susceptibility to quantitative risk assessment. Landslides 2: 321–328.
- RICCARDI M. (1951) Nuove ricerche sulla Piana di S. Vittorino. Boll. Soc. Geogr. It., 4, Fasc. 5.
- SORIANO A. & SIMÓN J.L. (1995) Alluvial dolines in the central Ebro Basin, Spain: a spatial and developmental bazard analysis. Geomorphology, 11: 295–309.
- SWETS J.A. (1988) Measuring the accuracy of diagnostic systems. Science 240: 1285 – 1293.
- THARP T.M. (1999) Mechanism of upward propagation of cover collapse sinkhole. Engineering Geology, **52**: 23-33.
- TOLMACHEV V., MAXIMOVA O. & MAMONOVA T. (2005) -Some new approaches to assessment of collapse risks in covered karsts. In: B.F. BECK (Ed.), Sinkholes and the Engineering and Environmental Impacts of Karst, Tenth Multidisciplinary Conference, San Antonio, Texas, USA: pp. 649 – 656.
- UPCHURCH S.B. & LITTLEFIELD J.R. (1988) *Evaluation of data* for sinkhole development risk models. Environmental Geology and Water Sciences, 12: 135 – 140.
- VAN WESTEN C.J. (1993) Application of Geographical Information Systems to Landslide Hazard Zonation. ITC Publication

Number 15, Enschede, The Netherlands.

- WHITMAN D. & GUBBELS T. (1999) Application of GIS technology to the triggering phenomena of sinkholes in Central Florida. In: B.F. BECK, A.J. PETTIT & J.G. HERRING (Eds.), Hydrogeology and Engineering Geology of sinkholes. Seventh multidisciplinary conference on sinkholes and the engineering and environmental impacts of karst, Harrisburg, Pennsylvania: 67 – 73.
- WHITMAN D., GUBBELS T. & POWELL L. (1999) Spatial interrelationships between lake elevations, water tables, and sinkhole occurrence in central Florida; a GIS approach. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 65: 1169 – 1178.
- WILLIAMS P. (1972) Morphometric analysis of polygonal karst in New Guinea. Geol. Soc. Am. Bull., 83: 761–796.
- YILMAZ I. (2007) GIS based susceptibility mapping of karst depression in gypsum: A case study from Sivas basin (Turkey). Eng. Geol., 90 (1–2): 89–103.
- YILMAZ I. (2009) Landslide susceptibility mapping using frequency ratio, logistic regression, artificial neural networks and their comparison: A case study from Kat landslides (Tokat-Turkey). Computer Geoscience, 35, (6), pp. 1125 – 1138.
- YILMAZ I. (2013) An assessment on the use of bivariate, multivariate and soft computing techniques for collapse susceptibility in GIS environ. Journal of Earth System Science, 122: 371–388.
- ZÈZERE J.L., REIS E., GARCIA R., OLIVEIRA S., RODRIGUES M.L., VIEIRA G. & FERREIRA A.B. (2004) - Integration of spatial and temporal data for the definition of different landslide hazard scenarios in the area north of Lisbon (Portugal). Natural Hazard and Earth Systems Science, 4 (1): 133–146.
- ZHOU W., BECK B.F. & ADAMS A.L. (2003) Application of matrix analysis in delineating sinkhole risk areas along highway (1–70 near Frederick, Maryland). Environmental Geology, 44: 834–842.