

Prototipi ed esemplari nei processi di categorizzazione: un possibile metodo d'indagine sperimentale sul gradiente di tipicità

Francesco Gagliardi

Independent scholar (ORCID: 0000-0002-4270-1636)

Stefania Moretti

Alberto Greco

Università di Genova

1. Il problema della categorizzazione dal punto di vista della psicologia cognitiva e del *machine learning*

Nell'ambito della comprensione dei processi cognitivi di classificazione sono state proposte diverse teorie sulla natura delle categorie (si veda Medin 1989; Murphy 2002; Thagard 2005). Due delle teorie più considerate in tale ambito sono la teoria dei prototipi (Rosch 1973; 1975; 1978) e quella degli esemplari (Brooks 1978; Medin, Schaffer 1978).

In accordo con la teoria dei prototipi, le persone tenderebbero a identificare una categoria e a ragionare sui suoi membri facendo riferimento al caso considerato più tipico, cioè più rappresentativo, di quella categoria. Stando invece alla teoria degli esemplari, una categoria sarebbe rappresentata da ogni suo caso particolare osservato e conservato in memoria.

Entrambe le teorie hanno avuto il merito di superare i limiti e l'inadeguatezza sperimentale dell'approccio classico allo studio della categorizzazione (e.g. Bruner, Goodnow, Austin 1956; Wilson 1957), secondo cui le categorie sarebbero rappresentate mentalmente da de-

finizioni di caratteristiche singolarmente necessarie e congiuntamente sufficienti; tuttavia, prese singolarmente, le due teorie non sono in grado di rendere conto in modo soddisfacente del complesso fenomeno della categorizzazione (Murphy 2002, 4), ed hanno dato vita ad una infruttuosa e sterile diatriba che ha prodotto numerosi lavori in cui si cerca di discriminare sperimentalmente quale tra le due teorie sia corretta.

Questi lavori sono un tentativo di realizzare un *experimentum crucis* ovvero un esperimento in cui si contrappongono due teorie diverse al fine di determinare definitivamente quale sia l'unica teoria corretta. Questo filone di ricerca si presta a forti critiche metodologiche (e.g. Gagliardi 2009) sia perché in generale gli esperimenti cruciali sono impossibili o quasi da realizzare perfino nelle “scienze esatte” come la fisica, sia perché, come evidenziato da Robert Merton (Merton 1949, 1973) nel caso delle scienze sociali, molte teorie sviluppate sono delle *middle range theory*, ovvero teorie la cui portata esplicativa è limitata.

L'incompletezza di queste due teorie (e.g. Murphy 2002, 4) costituisce un chiaro problema non solo per la psicologia cognitiva ma anche per l'Intelligenza Artificiale (e.g. Russell, Norvig 2009), un campo storicamente interessato alla questione della rappresentazione della conoscenza (e.g. Russell, Norvig 2009, Cap. 12), e in particolare per il suo settore dell'apprendimento automatico (*machine-learning*) (Duda, Hart, Stork 2000; Langley 1986; Michie, Spiegelhalter, Taylor 1994; Witten, Frank 2005).

Tra le diverse famiglie di sistemi di classificazione automatica sviluppati in questo ambito esistono quelli che usano il cosiddetto *instance-based learning*¹ (Aha, Kibler, Albert 1991; Bezdek, Reichherzer, Lim, Attikiouzel, 1998; Cover, Hart 1967), una metodologia di apprendimento attraverso cui le classi vengono rappresentate dalle loro istanze; questi classificatori possono basarsi su prototipi o su esemplari.

I primi, tra cui il Nearest Prototype Classifier (NPC) e il Nearest Multiple-Prototype Classifier (NMPC) (Bezdek, *et al.* 1998), sono in grado di astrarre da un determinato *training set* (insieme degli stimoli di cui sono note le classi di appartenenza) una o più istanze rappre-

¹ Si noti che buona parte della letteratura utilizza il termine *instance-based learning* per designare solo i metodi basati sugli esemplari (e.g. Aha, *et al.*, 1991); in questo lavoro preferiamo usare questo termine per racchiudere in modo uniforme sia i metodi basati sui prototipi che quelli basati sugli esemplari (cfr. Gagliardi, 2011).

sentative, i prototipi, che sono calcolati come baricentro (centroide o medioide) dell'insieme delle osservazioni della classe considerata.

In questo processo di astrazione, la presenza di rumore o di istanze atipiche della classe influisce minimamente o per niente sul calcolo del baricentro. Per questo motivo le classificazioni ottenute da questo tipo di sistemi possono considerarsi statisticamente robuste e poco sensibili alla presenza di *outliers*.

Al contrario, i classificatori basati sugli esemplari, come il Nearest Neighbour Classifier (NNC), ottengono classificazioni estremamente sensibili sia al rumore che alle atipicità perché si basano esclusivamente sulla memorizzazione dei singoli casi senza discriminazioni, e cioè non attuano nessun tipo di astrazione o elaborazione ma utilizzano come istanze rappresentative l'intero insieme delle osservazioni delle classi date.

La differenza tra i due tipi di classificatori risiede, quindi, nel fatto che i sistemi basati sui prototipi soddisfano massimamente il requisito della robustezza, mentre quelli basati su esemplari, il requisito della sensibilità (Briscoe, Feldman 2011; Gagliardi 2008, 2009, 2011).

Tuttavia, la mancanza di un compromesso tra questi due requisiti contrastanti costituisce un problema, ad esempio per la statistica computazionale, poiché un sistema classificatore efficace (sia artificiale che naturale) deve soddisfare entrambi i requisiti² (Gagliardi 2009, 2011; Geman, Bienenstock, Doursat 1992).

Questo problema, così come è stato formalizzato nell'ambito del *machine-learning*, permette di mostrare l'infondatezza della diatriba che da diversi decenni si sta consumando in psicologia cognitiva tra le due teorie dei prototipi e degli esemplari (Briscoe, Feldman 2011; Gagliardi 2009).

Infatti, considerando che le rappresentazioni inferite dai due diversi tipi di sistemi classificatori possono essere facilmente collegate, rispettivamente, alle rappresentazioni teorizzate dai due approcci alla categorizzazione dei prototipi e degli esemplari, risulta evidente come un tentativo di risoluzione del problema dovrebbe risiedere non nel sostenere la correttezza di una delle due teorie a discapito dell'altra, ma nel pensare un approccio in grado di includerle.

² Questo problema è noto come il bias-variance dilemma (Geman, Bienenstock, Doursat, 1992)

2. Il “fenomeno” della tipicità e i classificatori ibridi

Tra le maggiori critiche che sono state rivolte alla teoria classica della categorizzazione, troviamo quella degli effetti di tipicità, ampiamente supportata da evidenze sperimentali (Barsalou 1987; Murphy 2002; Posner, Keele 1968, 1970; Rips 1975; Rosch 1975; Rosch, Simpson, Miller 1976).

Queste ricerche hanno fatto luce su un fenomeno pervasivo nei processi di categorizzazione, sia di classificazione che di produzione, per cui i membri di una classe non sono rappresentati tutti allo stesso modo ma ognuno di essi è ritenuto più o meno rappresentativo, e quindi più o meno tipico. La tipicità infatti è un “fenomeno graduato”, nel quale gli item possono variare dall’essere estremamente tipici (vicini al prototipo), moderatamente tipici (abbastanza vicini), atipici (lontani). Attualmente, in psicologia cognitiva, non esiste una teoria in grado di spiegare completamente l’evidenza sperimentale riguardo il fenomeno della tipicità.

Nell’ambito del machine-learning, invece, sono stati sviluppati dei classificatori ibridi capaci di realizzare un efficace trade-off statistico tra robustezza e sensibilità. Ne sono un esempio il T.R.A.C.E. (Total Recognition by Adaptive Classification Experiments) (Nieddu, Patrizi 2000) e il PEL-C (Prototype-Exemplar Learning Classifier) (Gagliardi 2008, 2011). Questi sistemi sono in grado di attuare sia processi di astrazione che di selezione in modo tale da ottenere rappresentazioni di classi le cui istanze possono variare all’interno di un insieme che va dai prototipi (massima astrazione) agli esemplari precedentemente osservati nel *training set* (astrazione nulla).

Tra i due classificatori, il PEL-C risulta particolarmente interessante per comprendere il “fenomeno” della tipicità poiché apprende categorie costruendo rappresentazioni composte da una combinazione di istanze proto-tipiche ed esemplari a-tipici (Gagliardi, 2008; 2012).

Alla luce di queste osservazioni è possibile proporre questo tipo di sistemi artificiali classificatori ibridi come modelli computazionali del fenomeno della tipicità nella categorizzazione, in grado di generalizzare entrambe le teorie dei prototipi e degli esemplari, riproducendole come casi limite.

Affinchè questi sistemi possano essere considerati modelli realistici del funzionamento dei processi di categorizzazione umana, e

non meramente mimetici (Cordeschi 2002, Cap. 7; Gärdenfors 2000; Pylyshyn 1984), la psicologia cognitiva ha il compito di corroborare sperimentalmente (cfr. Popper 1970) la plausibilità cognitiva di queste rappresentazioni ibride.

3. Un possibile metodo di indagine sperimentale sul gradiente di tipicità

In questo paragrafo proponiamo un design sperimentale attraverso cui è possibile valutare il grado di tipicità delle istanze rappresentative inferite dai soggetti sperimentali su un determinato *dataset*.

Le indagini condotte in psicologia cognitiva sulla categorizzazione utilizzano generalmente paradigmi di ricezione (Johansen, Palmeri 2002; Smith, Medin 1981; Smith, Patalano, Jonides 1998; per un overview si veda: Murphy 2002), che prevedono una fase di apprendimento (*training* su un *set* di esempi appartenenti a determinate classi) e un successivo compito di classificazione con stimoli di trasferimento, in cui si richiede di valutare l'appartenenza o meno di esempi (nuovi o precedentemente osservati) alla categoria appresa.

Il tipo di rappresentazione inferita dai soggetti sperimentali a cui è stato somministrato il *training set* viene analizzata confrontando gli esempi scelti nel *test* di trasferimento con gli esempi osservati durante il *training*; in base alla somiglianza o meno tra le scelte del *test* e gli stimoli del *training* lo sperimentatore deduce determinati processi categoriali. Questo tipo di analisi è divenuta una procedura standard, tuttavia non scevra di critiche (Ross, Murphy 1999; sulle problematiche derivanti dalla costruzione “ad hoc” degli stimoli di trasferimento, si veda anche: Donkin, *et al.* 2014; Johansen, Palmeri 2002; Rips, Collins 1993).

Tra i vari limiti messi in luce dalla letteratura, risulta critica l'impossibilità di distinguere, attraverso questa procedura, tra due diversi processi di categorizzazione, quello di acquisizione (rappresentazione) e quello di uso (classificazione) dell'informazione (Moretti, Greco 2016).

In questo tipo di paradigma sperimentale, infatti, il tipo di rappresentazioni costruite a partire dai casi osservati può essere esclusivamente ipotizzato sulla base delle strategie di classificazione messe in atto nella fase di *test* con gli stimoli di trasferimento, mentre le strategie di acquisizione non sono “direttamente” analizzabili.

Nel campo dell'apprendimento automatico, le due fasi di acquisizione e uso delle rappresentazioni delle classi (*concepts description*) (Witten, Frank 2005, 42) corrispondono a due distinti algoritmi, quello di apprendimento e quello di classificazione (cfr. Gagliardi 2014). Nell'ambito dell'*instance-based learning*, il primo usa il *training set* per costruire un insieme di istanze rappresentative; il secondo assegna una classe a ogni nuova osservazione sulla base di un criterio di similitudine con le istanze rappresentative inferite nella fase precedente. Le due fasi sono, quindi, analizzabili separatamente.

Al fine di indagare in modo accurato il tipo di rappresentazioni inferibili da un dato *training set* di esempi, riteniamo opportuno utilizzare un paradigma sperimentale in cui il compito di classificazione viene sostituito da un compito di produzione attraverso la somministrazione dell'Active Feature Composition Task (AFC) (Greco, Moretti 2017) (v. Figura 1).

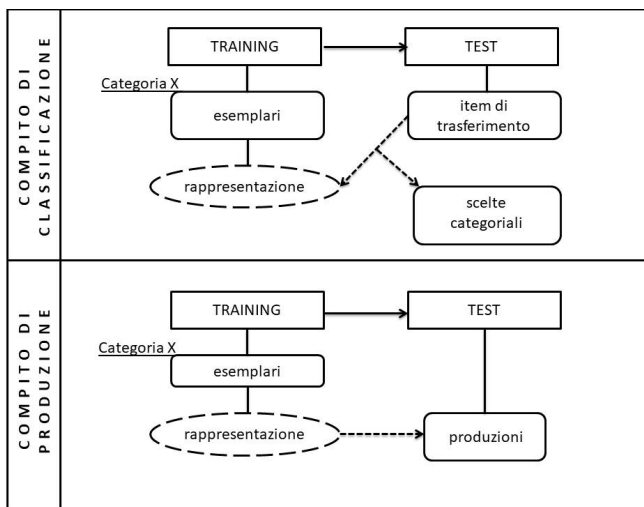


Figura 1. Differenze tra compito di classificazione (standard) e compito di produzione (Active Feature Composition Task): nel primo compito, la rappresentazione di una categoria X, creata a partire dagli esemplari mostrati nel training, viene confrontata con le rappresentazioni di ciascun item di trasferimento per stabilire la loro appartenenza alla categoria X; nel secondo compito, la rappresentazione della categoria X, creata a partire dagli esemplari del training, viene usata per produrre esempi che si ritengono appartenenti alla categoria X

In questo compito, ai partecipanti, alla fine di ogni sessione di *training*, viene richiesto di selezionare singole caratteristiche e combinarle insieme per comporre l'esempio completo che si ritiene appartenente a una determinata classe.

A partire dagli esempi creati a conclusione di ogni fase di *training* è possibile valutare quanto questi siano più o meno tipici rispetto al tipo di classe rappresentata e quanto siano stati inferiti come rappresentativi della classe attraverso un processo di astrazione o di selezione. Nel primo caso si può valutare la differenza rispetto al centroide della classe o sottoclasse rappresentata ovvero quanto l'esempio costruito dal soggetto sperimentale sia simile al centroide usando una metrica; nel secondo caso si può valutare se l'esempio costruito dal soggetto sperimentale è presente o meno nello *stimulus set*.

Lo scopo è di indagare come vari la tipologia degli esempi costruiti dai soggetti, come rappresentativi delle classi, al variare delle caratteristiche del problema di categorizzazione; in particolare vanno considerate sia le caratteristiche topologiche delle categorie (e.g. la separabilità lineare) che il tipo di istanze mostrate per una stessa categoria (composizione degli item del *training set* e loro tipicità-atipicità).

Nel caso di due categorie linearmente separabili una rappresentazione interamente basata su un prototipo per classe è *sufficiente* per rappresentare correttamente le due classi indipendentemente dal tipo di istanze presenti nello *stimulus set*.

Nel caso di due categorie non linearmente separabili è invece sempre necessaria una rappresentazione che utilizzi più di una istanza rappresentativa per classe.

Nelle Figura 2 e 3, e nella Tabella 1 mostriamo come esempio i risultati ottenuti dal PEL-C sul *dataset* Iris (Fischer 1936; Lichman 2013).

Si può notare come nel caso della categoria 'Iris setosa', che è linearmente separabile dalle altre due, il classificatore abbia appreso una sola istanza rappresentativa dell'intera classe; mentre per le altre due che non sono linearmente separabili risulta necessario inferire più istanze rappresentative che presentano un gradiente di tipicità (v. Figura 3) fino ad arrivare ad una istanza atipica della classe 'Iris virginica'.

Prototipi ed esemplari nei processi di categorizzazione: un possibile metodo d'indagine sperimentale sul gradiente di tipicità

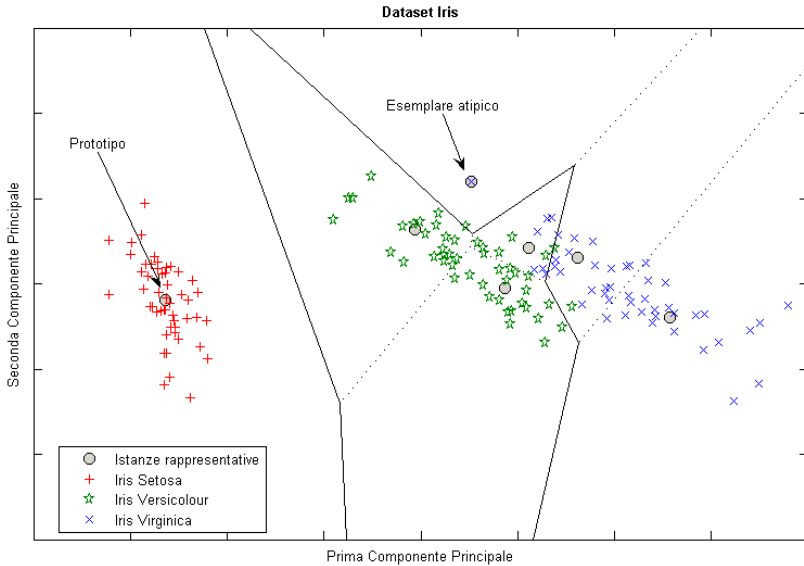


Figura 2. Proiezione delle istanze rappresentative dell'intero dataset sulle prime due componenti ottenute con l'analisi delle componenti principali; la linea continua e quella tratteggiata sono rispettivamente i confini delle classi e della sottoclassi determinate dalle istanze rappresentative

Istanza Rappresentativa	Classe	Cardinalità	Percentuale relativa	Note
1	Iris Setosa	50	100%	← Prototipo puro
2	Iris Versicolor	27	52.94%	
3		19	37.25%	
4		5	9.80%	
5	Iris Virginica	27	55.10%	
6		21	42.86%	
7		1	2.04%	

Tabella 1. Istanze rappresentative ottenute dal PEL-C sul dataset Iris; per ognuna delle sette istanze rappresentative è indicata la classe che rappresenta e in che percentuale

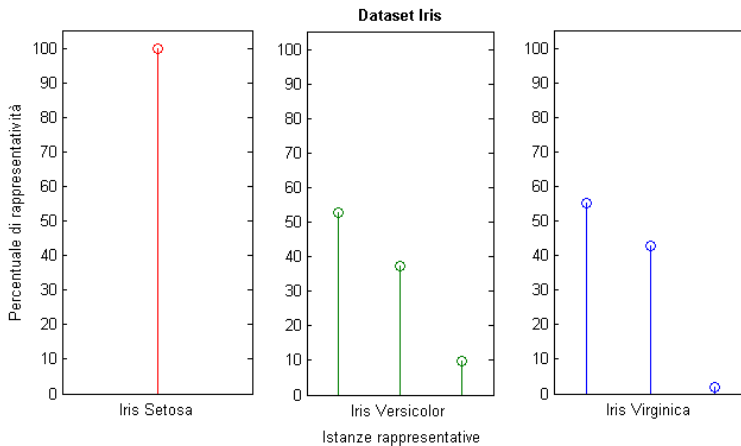


Figura 3. Gradiente della tipicità delle istanze rappresentative inferite dal PEL-C per il dataset Iris (cfr. Tabella 1)

Usando il design sperimentale dell'Active Feature Composition Task (v. sopra) sarà possibile valutare la tipologia delle istanze rappresentative inferite dai soggetti sperimentali e confrontarle con i risultati ottenibili dai diversi classificatori *instance based* proposti in letteratura.

4. Conclusioni

Il fenomeno della categorizzazione presenta, in una prospettiva computazionalista (cfr. Cordeschi, Frixione 2007), lo stesso tipo di problematiche sia se si prendono in considerazione i sistemi naturali come le menti umane, sia se si considerano i sistemi artificiali di *machine learning*.

I limiti delle attuali teorie sulla categorizzazione, sviluppate sia in psicologia cognitiva sia nell'ambito dell'intelligenza artificiale, sono, almeno in parte, dovute all'uso di metodologie mono-disciplinari (cfr. Gagliardi 2009); al contrario, data la natura interdisciplinare del problema della rappresentazione della conoscenza (cfr. Cordeschi 2003; Cordeschi, Frixione 2011) appare sempre più necessario un approccio

innovativo e interdisciplinare che includa diverse discipline appartenenti alle scienze cognitive.

In questo lavoro abbiamo proposto un nuovo design sperimentale per studiare il fenomeno della tipicità nei processi di categorizzazione che si basa sull'integrazione di conoscenze appartenenti a diverse discipline come la psicologia e l'intelligenza artificiale.

Lo scopo dell'approccio interdisciplinare proposto in questo lavoro è sia quello di contribuire alla comprensione e formalizzazione dei processi cognitivi umani di categorizzazione che di sviluppare sistemi di classificazione automatica più performanti per quanto riguarda l'estrazione di conoscenza cognitivamente plausibile.

Bibliografia

- Aha D.W., Kibler D., Albert M.K. (1991), *Instance-based learning algorithms*, in «Machine Learning», 6(1), 37–66.
- Barsalou L.W. (1987), *The instability of graded structure: Implications for the nature of concepts*, in U. Neisser (ed.), *Emory symposia in cognition, Concepts and Conceptual Development: Ecological and Intellectual Factors in Categorization*. New York, Cambridge University Press 1987, 101-140.
- Bezdek J.C., Reichherzer T.R., Lim G.S., Attikiouzel Y. (1998), *Multiple-prototype classifier design*, in «IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Part C» 28(1), 67–79.
- Briscoe E., Feldman J. (2011), *Conceptual complexity and the bias/variance tradeoff*, «Cognition», 118(1), 2–16.
- Brooks L.R. (1978), *Nonanalytic concept formation and memory for instances*, in Rosch E., Lloyd B.B. (eds.), *Cognition and Categorization*, Hillsdale, NJ, Lawrence Erlbaum Associates 1978, 169–211.
- Bruner J.S., Goodnow J.J., Austin G.A. (1956), *A Study of Thinking*, New York, NY, John Wiley & Sons.
- Cordeschi R. (2002), *The Discovery of the Artificial. Behavior, Mind and Machines Before and Beyond Cybernetics*, Dordrecht, Netherlands, Kluwer Academic Publishers.
- Cordeschi R. (2003), *Vecchi problemi filosofici per la nuova Intelligenza Artificiale*, in «Networks. Rivista di Filosofia dell'Intelligenza Artificiale e Scienze Cognitive», 1, 1–23.

- Cordeschi R., Frixione M. (2007), *Computationalism under attack*, in M. Marraffa, M. De Caro e F. Ferretti (eds.), *Cartographies of the Mind: Philosophy and Psychology in Intersection*, Berlin-Heidelberg, Springer 2007, 37–49.
- Cordeschi R., Frixione M. (2011), *Rappresentare i concetti: filosofia, psicologia e modelli computazionali*, in «Sistemi Intelligenti», 23(1), 25–40.
- Cover T.M., Hart P.E. (1967), *Nearest Pattern Classification*, in «IEEE Transaction on Information Theory», IT 13(1), 21–27.
- Donkin C., Newell B.R., Kalish M., Dunn J.C., Nosofsky R.M. (2014), *Identifying strategy use in category learning tasks: A case for more diagnostic data and models*, in «Journal of Experimental Psychology: Learning», 41(4), 933–948.
- Duda R., Hart P., Stork D. (2000), *Pattern Classification, 2nd edn.*, New York, NY, John Wiley & Sons.
- Fischer R.A. (1936), *The Use of Multiple Measurements in Taxonomic Problems*, in «Annals of Eugenics», 7(2), 179–188.
- Gagliardi F. (2008), *A Prototype-Exemplars Hybrid Cognitive Model of Phenomenon of Typicality in Categorization: A Case Study in Biological Classification*, in Love B.C., McRae K., Sloutsky V.M. (eds.), *Proceedings of the 30th Annual Conference of the Cognitive Science Society*, Austin, TX, Cognitive Science Society 2008, 1176–1181.
- Gagliardi F. (2009), *La categorizzazione tra psicologia cognitiva e machine learning: perché è necessario un approccio interdisciplinare*, in «Sistemi Intelligenti». XXI(3), 489–501.
- Gagliardi F. (2011), *Instance-based classifiers applied to medical databases: diagnosis and knowledge extraction*, in «Artificial Intelligence in Medicine», 52(3), 123–139.
- Gagliardi F. (2012), *Modelling Typicality in Categorization with Instance-Based Machine Learning*, in «Cognitive Systems», 7(3), 275–293.
- Gagliardi F. (2014), *La naturalizzazione dei concetti: aspetti computazionali e cognitivi*, in «Sistemi Intelligenti», Anno XXVI, Numero 2, 283–298.
- Gärdenfors P. (2000), *Conceptual Spaces: the Geometry of Thought*, Cambridge, MA, MIT Press.
- Geman S., Bienenstock E., Doursat R. (1992), *Neural Networks and the Bias/Variance Dilemma*, in «Neural Computation», 4(1), 1–58.
- Greco A., Moretti S. (2017), *Use of evidence in a categorization task: analytic and holistic processing modes*, in «Cognitive Processing», 1–16.

- Johansen M.K., Palmeri T.J. (2002), *Are there representational shifts during category learning?*, in «Cognitive Psychology», 45(4), 482–553.
- Langley P. (1986), *Editorial: On Machine Learning*, in «Machine Learning», 1(1), 5–10.
- Lichman M. (2013), *UCI Machine-Learning Repository*, University of California, School of Information and Computer Science, Irvine, CA, <http://archive.ics.uci.edu/ml>
- Medin D.L. (1989), *Concepts and conceptual structure*, in «American Psychologist», 44(12), 1469–1481.
- Medin D.L., Schaffer, M.M. (1978), *Context theory of classification learning*, in «Psychological Review», 85, 207–238.
- Merton R.K. (1949), *Social Theory and Social Structure*, New York, NY, The Free Press, (revised edition in 1968).
- Merton R.K. (1973), *Sociology of Science: Theoretical and Empirical Investigations*, Chicago, IL, University of Chicago Press.
- Michie D., Spiegelhalter D.J., Taylor C.C. (eds.) (1994), *Machine Learning, Neural and Statistical Classification*. Englewood Cliffs, NJ, Prentice Hall.
- Moretti S., Greco A. (2016), *Costruire esempi per scoprire le rappresentazioni: un nuovo metodo d'indagine sulla categorizzazione*, in Cruciani M., Gigliotta O., Marocco D., Miglino O., Moretti S., Ponticorvo M., Rubinacci F. (a cura di), *Apprendimento, cognizione e tecnologia. Atti del convegno mid-term 2016 dell'Associazione Italiana di Scienze Cognitive (AISC)*, (16-18 maggio 2016, Università degli Studi di Napoli), Napoli, Edizioni Università degli Studi di Napoli *Federico II* 2016, 142–149.
- Murphy G.L. (2002), *The big book of concepts*, Cambridge, MA, The MIT Press.
- Nieddu L., Patrizi G. (2000), *Formal methods in pattern recognition: A review*, in «European Journal of Operational Research» 120(3), 459–495.
- Popper K.R. (1970), *Logica della scoperta scientifica*, Torino, Einaudi.
- Posner M.I., Keele S.W. (1968), *On the genesis of abstract ideas*, in «Journal of Experimental Psychology», 77, 353–363.
- Posner M.I., Keele S.W. (1970), *Retention of abstract ideas*, in «Journal of Experimental Psychology», 83, 304–308.
- Pylyshyn Z.W. (1984), *Computation and Cognition: Toward a Foundation for Cognitive Science*, Cambridge, MA, MIT Press.
- Rips L.J. (1975), *Inductive judgments about natural categories*, in «Journal of Verbal Learning and Verbal Behavior», 14, 665–681.

- Rips L.J., Collins A. (1993), *Categories and resemblance*. in «Journal of Experimental Psychology: General» 122(4), 468–486
- Rosch E. (1973), *Natural categories*, in «Cognitive Psychology», 4,328–350.
- Rosch E. (1975), *Cognitive representations of semantic categories*, in «Journal of Experimental Psychology: General», 104,192–233.
- Rosch E. (1978), *Principles of categorization*, in Rosch E., Lloyd B. (eds.), *Cognition and Categorization*, Hillsdale, NJ, Lawrence Elbaum Associates 1978, 9–31
- Rosch E., Simpson C., Miller R.S. (1976), *Structural bases of typicality effects*, in «Journal of Experimental Psychology: Human Perception and Performance», 2, 491–502.
- Ross B.H., Murphy G.L. (1999), *Food for thought: Cross-classification and category organization in a complex real-world domain*, in «Cognitive Psychology» 38(4), 495–553.
- Russell S.J., Norvig P. (2009), *Artificial Intelligence. A Modern Approach*, 3rd edn., Englewood Cliffs, NJ, Prentice Hall.
- Smith E.E., Medin D.L. (1981), *Categories and Concepts*, Cambridge, MA, Harvard University Press.
- Smith E.E., Patalano A.L., Jonides J. (1998), *Alternative strategies of categorization*, in «Cognition» 65, 167–196.
- Thagard P. (2005), *Mind: Introduction to cognitive science*, 2nd edn., Cambridge, MA, The MIT Press.
- Wilson T.R. (1957), *Book Reviews: A Study of Thinking, by Jerome S. Bruner; Jacqueline J. Goodnow; and George A. Austin*, in «Educational and Psychological Measurement», 17(1), 157–160.
- Witten I.H., Frank E. (2005), *Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques with Java Implementation*, 2nd edn., San Francisco, CA, Morgan Kaufmann.