

Gian Luca Brunetti, <https://orcid.org/0000-0002-4476-6775>

Dipartimento di Architettura e Studi Urbani, Politecnico di Milano, Italia

gianluca.brunetti@polimi.it

Abstract. L'articolo analizza le tendenze di evoluzione nell'utilizzo dell'intelligenza artificiale nella progettazione architettonica, evidenziando: a) la perdita di terreno dei sistemi esperti basati sulla conoscenza e la diffusione di sistemi combinati con approcci euristici e stocastici; b) la diffusione degli algoritmi evolutivi nell'ottimizzazione; c) il culmine dell'influenza degli approcci probabilistici attorno 2010; d) il dilagare dell'apprendimento profondo a partire dal 2012. È probabile che il passo successivo richieda un'ibridazione di reti neurali profonde e intelligenza artificiale simbolica. Ci si attende che fondamentale in questo passaggio sia il contributo in termini di formalizzazione della conoscenza da parte degli esperti della materia architettonico-progettuale.

Parole chiave: Intelligenza artificiale; Simulazione ambientale; Scienza delle decisioni; Approccio sistemico; Design thinking.

La fase dei sistemi esperti Gli ultimi quaranta anni hanno visto una rivoluzione nel campo dell'intelligenza artificiale a supporto della progettazione architettonica. Gli anni '60, '70 e '80 furono caratterizzati dalla prevalenza dei cosiddetti sistemi esperti, basati sull'applicazione di istruzioni di tipo *if-then-else* e sull'acquisizione di conoscenza da esperti della materia (Newell 1982), in una prospettiva di *problem-solving* strutturato in ambiti di opzioni progettuali (Newell and Simon 1972)¹. Ma dopo un periodo di euforia ed ottimismo sulle potenzialità di tali sistemi, culminato negli anni '80, divenne chiaro che essi manifestavano importanti fragilità, derivanti da una loro difficoltà a prendere in conto le complesse, e spesso implicite, condizioni di contesto che entrano in gioco nella progettazione architettonica, e che i progettisti in genere affrontano utilizzando il buon senso – che è appunto quanto vi sia di più difficile da ottenere attraverso logiche induttivo/deduttive. Non è un caso che i più interessanti risultati di quei sistemi in campo edilizio si siano riscontrati in applica-

Evolutionary trends
in the use of artificial
intelligence in support of
architectural design

Abstract. The paper analyses the evolutionary tendencies in the use of artificial intelligence in building design, highlighting: a) the ground lost by knowledge-based expert systems and the diffusion of systems combined with heuristic and stochastic approaches; b) the spread of evolutionary algorithms in the field of optimisation; c) a climax of the influence of probabilistic approaches around 2010; d) the progressive dominance of deep learning since 2012. It is likely that the next step requires hybridisation of deep learning and symbolic artificial intelligence, and it is expected that the contribution of design domain experts in terms of knowledge formalisation will be a fundamental driver of it.

Keywords: Artificial intelligence; Environmental simulation; Decision science; Systemic approach; Design thinking.

zioni dominate da esigenze di *pattern matching*, come, per esempio, le diagnosi di patologie edilizie o le verifiche di conformità (Rosenman *et al.*, 1986; Schwarz *et al.*, 1994).

Ciò che rende difficile approcciare i problemi di progettazione architettonica con sistemi esperti è da un lato il fatto che essi riscontrino difficoltà a gestire i propri processi di apprendimento in modo autonomo, non supervisionato da esseri umani, e dall'altro che, nella progettazione architettonica, oggetto delle decisioni non sono solo le soluzioni da adottarsi, ma anche gli stessi obiettivi (Dorst and Cross, 2001). Questo non ha però impedito che bilancio dell'utilizzo dei sistemi esperti nella progettazione possa considerarsi, complessivamente, positivo, perché molte tecniche in essi utilizzate (come la programmazione a oggetti, la propagazione dei vincoli, l'integrazione di database relazionali) sono confluiti in modo capillare nei sistemi CAD oggi in uso.

Dal consolidamento dei metodi stocastici all'avvento degli approcci probabilistici

basati su processi stocastici (i più utilizzati dei quali sono gli algoritmi evolutivi – Goldberg, 2002 –, le macchine a vettori di supporto – Cortes e Vapnik, 1995 – e i metodi del tipo *nearest neighbour* – Brunetti, 2020), e dall'altra, delle strategie probabilistiche, bayesiane, poiché in grado di rendere conto dei gradi di indeterminazione e ambiguità propri della realtà (Pearl, 1988). I metodi metaeuristici sono oggi utilizzati soprattutto per l'ottimizzazione, e sarebbero potenzialmente in grado di coprire

La presa d'atto dei limiti dei sistemi esperti nel periodo a cavallo tra i due millenni è coincisa con la crescita, da una parte, degli approcci metaeuristici

The phase of expert systems

In the last forty years, a revolution has taken place in the field of artificial intelligence for architectural design. From the 1960s to the 1980s, the prevalent line of attack to the problem of assisting design by means of artificial intelligence techniques was characterised by the prevalence of so-called expert systems, based on the application of instructions of the kind *if-then-else*, and on knowledge acquisition through the input of experts (Newell, 1982), in a perspective of problem-solving structured in design option spaces (Newell and Simon 1972)¹. But after a period of euphoria about their possibilities in the 1980s, it became clear that those systems had critical weaknesses, mainly deriving from their difficulty in taking into account the complex, numerous and often implicit contextual conditions of problems

that are at play in architectural design, and that are resolved by human beings mainly on the basis of common sense – the most challenging aspect to pursue through the application of inductive/deductive logic. It is no coincidence that the most interesting results of expert systems in the construction sector back then were to be found in applications characterised by substantial pattern-matching requirements – like building diagnoses, or conformity verifications – rather than generative tasks (Rosenman *et al.*, 1986; Schwarz *et al.*, 1994).

What makes architectural design problems difficult to approach with knowledge-based expert systems is, on the one hand, the fact that in them, the objects of decisions are not only the ways to solve problems, but also the design objectives themselves, which are often implicit and nuanced (Dorst

una parte consistente del processo progettuale; ma nonostante questo essi – specialmente a causa delle difficoltà tecniche connesse alla loro applicazione a problemi caratterizzati da ampi gradi di libertà quali quelli delle fasi iniziali del progetto di architettura (Brunetti, 2016) – sono ancora soprattutto utilizzati per poco più che un *fine-tuning* di soluzioni già definite. I più importanti tra i metodi di ottimizzazione nella progettazione architettonica si sono rivelati gli algoritmi genetici, che oggi sono infatti molto utilizzati sia in campo energetico (Gan *et al.*, 2019), sia strutturale (Boonstra *et al.*, 2020), e anche presenti nell'arena della generazione della forma (Boonstra *et al.*, 2021). Il periodo aureo degli approcci probabilistici è culminato attorno al 2010, generando, in breve tempo, numerosi sistemi di supporto alla progettazione nel campo dell'architettura (Sokol *et al.*, 2017); che non hanno però fatto tabula rasa degli approcci che li avevano preceduti, ma si sono ibridati con essi – in particolare, con i metodi basati sull'applicazione logica di regole, procedurali, e con i metodi metaeuristici stocastici, potenziandoli. Il risultato di queste ibridazioni è stata la generazione di sistemi di supporto alla progettazione compositi, robusti ed adeguati alle esigenze della modernità, utilizzabili in ambiti che spaziano dall'ottimizzazione (Wu and Wang, 2020) alla generazione progettuale (Liu and Wu, 2015), talvolta con il supporto di *shape grammars* (Wang and Zhang, 2020).

Il Deep learning

La fase di evoluzione successiva a quella probabilistica ha messo a frutto avanzamenti di ricerca nel campo delle reti neurali artificiali², che hanno portato alla definizione del cosiddetto “apprendimento profondo” (*Deep Learning* - LeCun *et al.*,

and Cross, 2001). But, these premises did not prevent the overall balance of expert systems from being fairly positive overall, as many of the techniques on which they are founded (such as object-oriented programming, constraint propagation, integration of relational databases) have been capillarly integrated into the CAD systems in use today.

From stochastic methods to probabilistic approaches

The emergence of the limits of knowledge-based expert systems coincided, on the one hand, with the growth of metaheuristic approaches founded on stochastic processes (among the most used of which there are evolutionary algorithms – Goldberg 2002 –, support vector machines – Cortes and Vapnik, 1995 –, and the nearest neighbour methods – Brunetti, 2020), and

on the other hand, with probabilistic, Bayesian methods (Pearl, 1988), which are indeed strong in that which rule-based systems are weak: precisely, the ability to deal with uncertainties and ambiguities that are typical of reality. Today metaheuristic methods are mainly used for optimisation, and would be potentially suited to cover a substantial part of the design process, but they are, above all, utilised for almost nothing more than fine-tuning already defined architectural solutions. This is due to the technical difficulty of applying them to problems characterised by great degrees of freedom, like the ones typical of preliminary architectural design (Brunetti, 2016). The most important among those methods have proven to be genetic algorithms, which today are often utilised both in the energy (Gan *et al.*, 2019) and the structural fields (Boonstra *et al.*, 2020),

2015)³. Oltre alla tecnica della retropropagazione (Rumelhart *et al.*, 1987), le pietre miliari lungo la strada del *Deep Learning* possono essere considerate (a) le reti neurali ricorrenti (Hochreiter and Schmidhuber, 1997), che hanno costituito un avanzamento risolutivo nella modellazione delle sequenze, quali quelle di testi e musiche, e (b) le reti convoluzionali (LeCun *et al.*, 1989), strutturate in “cascate” di crescente capacità di generalizzazione, secondo uno schema mutuato dai sistemi neurali visivi animali, e per questo caratterizzate da finissime potenzialità di riconoscimento di pattern dei quali l'architettura è ricca.

Il *deep learning* è stato reso possibile da aumenti del numero di strati di neuroni costituenti le reti, e del numero dei neuroni stessi e loro connessioni, che, in combinazione, hanno dischiuso funzionalità una volta impensabili, come quella dell'apprendimento non supervisionato. Altri importanti avanzamenti che hanno accompagnato la maturazione del *deep learning* sono costituiti da: (1) l'invenzione delle reti generative avversarie, caratterizzate dalla cooperazione tra una rete caricata del compito di riconoscimento delle soluzioni progettuali valide, e di un'altra rete “allenatrice” della capacità della prima di discriminare (Goodfellow *et al.*, 2014); (2) l'invenzione dei cosiddetti meccanismi di attenzione, incorporati nelle reti neurali del tipo *trasformatore*, in grado di operare una focalizzazione selettiva delle risorse computazionali, e per questo avvantaggiate nella comprensione delle relazioni di contesto, fondamentali nell'ambito del progetto di architettura (Vaswaniet *et al.*, 2017); (3) l'invenzione di algoritmi basati sulla minimizzazione di un contenuto energetico metaforico (concepito in analogia con la teoria della Fisica quantistica - Ackley *et. al.*, 1985), liberi da

and are also present in the form-finding arena (Boonstra *et al.*, 2021).

The golden age of probabilistic approaches culminated around 2010, generating numerous design support systems in the field of architecture (Sokol *et al.*, 2017), which have not, however, wiped out rule-based approaches nor metaheuristic methods, but have coexisted and hybridised with them. The result of such hybridisation is the generation of composite design support systems, robust and adapted to the needs of modernity. They are ubiquitous today, from the field of optimisation (Wu and Wang, 2020) to design generation (Liu and Wu, 2015), sometimes through the use of shape grammars (Wang and Zhang, 2020).

Deep learning

The evolution following the probabilistic phase finalised significant previ-

ous innovations in the field of artificial neural networks², leading to the so-called *Deep Learning* (LeCun *et al.*, 2015)³. Besides backpropagation (Rumelhart *et al.*, 1987), the milestones along the path of Deep Learning can be considered (a) recurrent neural networks (Hochreiter and Schmidhuber, 1997), which have constituted a ground-breaking advancement in the modelling of sequences such as those of texts and music; and (b) convolutional neural networks (LeCun *et al.*, 1989), which are structured in hierarchical configurations organised into “cascades” of increasing levels of generalisation capacity, thanks to which they are characterised by very fine pattern recognition abilities.

Deep learning has been made possible by an increase in neuronal layers, as well as in the neurons and their connections, which, in combination, have

necessità di apprendimento “per rinforzo” e dalla necessità di adottare obiettivi predefiniti ed immutabili. Non da ultimo, le sperimentazioni sulle reti profonde sono state determinanti per il miglioramento del livello di comprensione delle strutture neurali animali, confermando l'importanza della concertazione tra molteplici “motori di inferenza” che era già stata evidenziata dagli studi basati su un approccio simbolico all'intelligenza artificiale (Minsky, 1986).

Per quanto le reti neurali siano oggi sempre più presenti nella ricerca interna al campo dell'architettura, non hanno comunque scalzato gli altri approcci metaeuristici, né gli approcci procedurali; esse, piuttosto, coesistono con questi. Ciò si riscontra tanto nel campo della verifica progettuale (versante procedurale: Xue and Zhang, 2022; versante neuronale: Zhang and El-Gohary, 2021), quanto in quello del controllo operativo degli edifici (versante procedurale: Sterl and Mahdavi, 2022; versante neuronale: Moon *et al.*, 2011) e in quello dell'estrazione di informazioni da misurazioni e modelli (versante metaeuristico: Zhang *et al.*, 2022; versante neuronale: Liu, 2021).

Nel campo dell'architettura, uno degli ambiti di ricerca più attivi, e più rappresentativo delle tendenze in atto, è quello della progettazione di layout planimetrici di edifici. In tale ambito: (a) le reti generative avversarie hanno dimostrato vantaggi nell'apprendimento da quantità quantitativamente modeste di casi studio (Luo and Huang, 2022; Chailloux, 2020); (b) le reti convoluzionali hanno confermato di eccellere per capacità di riconoscimento e generalizzazione dei pattern (Gonzalez *et al.*, 2020); (c) le applicazioni neurali combinate ad organizzazione delle relazioni attraverso grafi hanno evidenziato i vantaggi derivanti dalla scomposizione dei problemi progettuali

opened possibilities that were once unthinkable, like unsupervised learning. Other important advancements that have accompanied the maturation of deep learning include: (1) the invention of generative adversarial networks, characterised by the cooperation of two types of networks, one charged with the task of recognising valid solutions, and the other tasked with “coaching” the former's discrimination ability (Goodfellow *et al.*, 2014); (2) the invention of the so-called attention mechanisms – incorporated into transformer-type neural networks – capable of exerting a selective focus of computational resources and thus benefitting from an improved ability of learning context relationships (Vaswani *et al.*, 2017); (3) the invention of the so-called energy-based algorithms, based on minimisation of a metaphoric energy content (conceived

in analogy with the theory of quantum physics – Ackley *et al.*, 1985), which are free from the need for “reinforcement learning” and from the necessity of relying on pre-defined and immutable objectives. Last but not least, the experimentations based on deep networks improved the understanding of living neural nets, and confirmed the importance of the interplay between multiple “inference engines” in the brain, which had already been stressed by studies based on a symbolic approach to artificial intelligence (Minsky, 1986).

Although neural networks today are increasingly present in architectural research, they have not superseded either the other metaheuristic approaches, or the procedural approaches, but co-exist with them. This can be seen both in the field of design verification (procedural side: Xue and

in parti più piccole e maneggevoli, attraverso strategie di tipo *divide and conquer* (Hu *et al.*, 2020); (d) e le sperimentazioni generative basate su reti di tipo *transformer/autoencoder* hanno evidenziato i vantaggi derivanti dal potenziamento della capacità di auto-supervisionamento nell'apprendimento (de Miguel Rodríguez *et al.*, 2020). Sul versante della ricerca operativa, si sono infine segnalate sperimentazioni finalizzate a favorire la cooperazione tra uomo e macchina, attraverso configurazioni del tipo “human-in-the-loop” (Hu *et al.*, 2020).

La situazione attuale è che il ricorso all'intelligenza artificiale nella progettazione architettonica è ancora un approccio di nicchia, che dimostra però potenzialità significative. La casistica più recente di progetti realizzati spazia dal disegno industriale, alle installazioni per spazi aperti, alla progettazione di parti di architetture complesse, fino alla progettazione di interi brani di città. Nell'ambito del Disegno Industriale, un esempio di rilievo è quello della sedia “A.I.” disegnata da Philippe Stark per Kartell⁴; tra gli esempi di installazione, vi è il Dedalus Pavilion, progettato con l'obiettivo della riduzione dell'impatto ambientale da AI Build con la consulenza dello Studio Arup, e costruito utilizzando filamenti biodegradabili⁵; un esempio avanzato di brano di architettura complessa è quello della parete attrezzata lunga un kilometro progettata dallo Studio Softroom per Turkish Airlines all'interno dell'aeroporto di Istanbul⁶; ed un esempio di grandi proporzioni di proposta progettuale urbana interamente supportata da intelligenza artificiale è quello per l'espansione della città di Toronto (abbandonato a seguito della pandemia nel 2020) approntato da Sidewalk Labs (proprietà di Alphabet – Google) per mezzo dello strumento *Delve*, da loro creato⁷.

Zhang, 2022; neural side: Zhang and El-Gohary, 2021), and in the field of operational control of buildings (procedural side: Sterl and Mahdavi, 2022; neural side: Moon *et al.*, 2011), as well as in the field of information extraction from on-field measurements and simulation models (metaheuristic side: Zhang *et al.*, 2022; neuronal side: Liu, 2021).

In the area of architecture, one of the most active research topics is the design of building layouts, which can be considered indicative of the present tendencies. In essence, in this endeavour: (a) generative adversarial networks demonstrated advantages in learning from limited case studies (Luo and Huang, 2022; Chailloux, 2020); (b) convolutional neural networks confirmed their excellence in pattern recognition and generalisation (Gonzalez *et al.*, 2020); (c) neural ap-

plications combined with the organisation of relations through graphs highlighted the advantages deriving from the decomposition of design problems through strategies of the kind “divide and conquer” (Hu *et al.*, 2020); (d) and the generative experimentations based on networks of the type *transformer/autoencoder* highlighted the advantages deriving from strengthening the self-supervised learning capacity (de Miguel Rodríguez *et al.*, 2020). On the side of operative research, experimentations aimed at improving the collaboration between man and machine through arrangements of the kind “human-in-the-loop” must be signalled (Hu *et al.*, 2020).

The recourse to artificial intelligence in architectural design today is still a niche approach, but shows significant potential. The emergent case studies span from industrial design to installations

Oltre il *Deep Learning*

Il vasto numero di applicazioni basate su *deep learning* apparse sulla scena ha anche dato modo di individuare i limiti di tali tecniche, e possibili direzioni di perfezionamento. Vi è, in particolare, un consistente consenso in merito al fatto che alle notevoli capacità dei sistemi basati sul *deep learning* facciano riscontro: (a) necessità di enormi quantità di dati per l'educazione delle reti; (b) difficoltà di estrapolazione (difficoltà, cioè, ad andare oltre a quanto appreso, per generare il nuovo, l'inaspettato); (c) difficoltà di modellizzazione di logiche di tipo induttivo/deduttivo – corrispondenti al “system 2” di Daniel Kahneman (2011) – controbilanciate da una propensione alla modellizzazione del sistema cognitivo umano intuitivo (il “system 1”); (d) assenza di una struttura interna intelligibile, che va a tutto svantaggio della possibilità di collaborazione tra progettista di architettura e macchina intelligente.

Soluzioni mirate a fornire più struttura alle reti neurali sono state perseguite con interessanti risultati da Stanley attraverso l'applicazione di strategie evolutive (Stanley and Miikkulainen, 2002); ma questo indirizzo, per quanto molto promettente, non ha ancora generato una massa critica di ricerche affini.

Tra gli esperti di *deep learning* è oggi diffusa la sensazione che l'avanzamento dello stato dell'arte possa avvenire, oltre che attraverso la creazione di maggiore struttura nelle reti (Mittal *et al.*, 2022), attraverso una sintesi tra approcci “tradizionali”, “simbolici” all'intelligenza artificiale, e approcci “connettivistici”, sub-simbolici (Goyal *et al.*, 2022). La medesima convinzione è anche diffusa tra studiosi operanti nel campo dei sistemi simbolici: non a caso, per vari di questi sistemi sono stati, negli

for open spaces, to the design of parts of complex architectures, to the design of whole parts of cities. In the field of industrial design, the chair “A.I.”, entirely designed by Philippe Stark by means of artificial intelligence for Kartell, must be mentioned⁴. Examples of installations include the Dedalus Pavilion, designed targeting deep sustainability (by AI Build with the consultancy of Arup Engineering) and built using biodegradable filaments⁵. A prominent example of complex architecture is that of the one kilometre long plant-hosting wall designed by Studio Softroom for Turkish Airlines in the Istanbul airport⁶; and an outstanding case of urban pursuit is that for the expansion proposal of Toronto (abandoned due to the 2020 pandemic) created by Sidewalk Labs (of Alphabet – Google) entirely defined by means of their in-house-made artificial intelligence tool *Delve*⁷.

Beyond Deep Learning

The vast number of applications based on deep learning tested in recent years has also helped identify the limits of deep learning techniques themselves, suggesting possible directions for evolution. There is now a substantial consensus that the other side of the remarkable modelling capabilities of deep learning-based applications is constituted by: (a) a need for huge amounts of data to train the networks; (b) a difficulty in extrapolation – that is, in going beyond what has been learned, to generate the new, the unexpected; (c) a difficulty in modelling rationality of an inductive/deductive kind (a task corresponding to that of what Daniel Kahneman (2011) defines “system 2”), counterbalanced by a propensity to model the intuitive human cognitive system (“system 1”); (d) the lack of an intelligible internal

anni, creati moduli sensoriali basati sull'impiego di reti neurali (Rosenbloom *et al.*, 2016).

Nello scenario descritto, l'obiettivo primario appare essere quello di potenziare la capacità di autoapprendimento e generalizzazione basata su piccoli numeri di casi o esperienze (Bengio, 2019). Quali risposte emergeranno in futuro non è ancora dato sapere, ma è verosimile che qualsiasi esse siano, possano portare conseguenze significative sui metodi e sulle procedure adottate dai progettisti di architettura.

NOTE

¹ Tali sistemi sono chiamati sistemi esperti basati sulla conoscenza e richiedono l'accettazione dell'assunto che l'intelligenza sia modellizzabile attraverso sistemi di simboli (e linguaggi). Le più note applicazioni di questo tipo mirate alla costruzione dell'intelligenza generale artificiale sono costituite dai programmi SOAR (Rosenbloom, *et al.* 1993) e ACT-r (Anderson 1983), tuttora in evoluzione.

² Le reti neurali artificiali sono sistemi di tipo sub-simbolico basati sulla ri-creazione di configurazioni a rete proprie degli apparati neurali animali, organizzate in livelli sovrapposti.

³ Le sperimentazioni sulle reti neurali sono iniziate alla fine degli anni '50, e, dopo una fase quasi-letargica negli anni '70, hanno cominciato una crescita graduale e tuttora in corso.

⁴ Available at: <https://www.kartell.com/lv/en/kteu/shop/product/a-i-2-se-die/kar05886ne>.

⁵ Available at: <https://parametrichouse.com/daedalus-pavilion>.

⁶ Available at: <https://www.dezeen.com/2019/06/14/flow-wall-parametric-wall-design-softroom-istanbul-airport>.

⁷ Available at: <https://www.sidewalklabs.com>.

structure, which goes to the detriment of the possibilities of collaboration between man and machine.

Solutions aimed at giving more structure to neural networks have been pursued with good results by Stanley through the application of evolutionary strategies (Stanley and Miikkulainen, 2002), but this very promising direction has not yet generated a critical mass of related research.

Among the experts of deep learning, there is now a diffuse sensation that the advancement of the state of the art may entail, besides the creation of greater structure in artificial neural systems (Mittal *et al.*, 2022), a synthesis between “traditional”, “symbolic” approaches to artificial intelligence and connectivistic, sub-symbolic ones (Goyal *et al.*, 2022). This belief has also matured in scholars operating in the field of symbolic systems for arti-

ficial general intelligence. It is no mere chance that sensory modules based on neural networks have been created for several of those systems (Rosenbloom *et al.*, 2016).

In the described scenery, the next primary goal appears to be to empower self-learning skills with the ability to learn from small pools of examples or experiences (Bengio Y., 2019). It is not yet clear what responses will emerge from this endeavour, but it is likely that, whatever they will be, they could bring significant consequences for the methods and procedures adopted by architectural designers.

NOTES

¹ These systems are called knowledge-based expert systems, and require the assumption that intelligence can be modelled through symbolic approaches (and languages). The most widely

REFERENCES

- Ackley, D., Hinton, G., and Sejnowski, T. (1985), "A Learning Algorithm for Boltzmann Machines". *Cognitive Science*, Vol. 9, n. 1, pp. 147-169.
- ACM Transactions on Graphics, Vol. 29, n. 6, Article 181.
- Chaudhuri, S., Kalogerakis, E., Guibas, L., Koltun, V. (2011), "Probabilistic Reasoning for Assembly-Based 3D Modeling", *ACM Transactions on Graphics*, Vol. 30, n. 4, article 35.
- Akram, M., Rahman, I.A., Memon, I. (2014), "A Review on Expert System and its Applications in Civil Engineering", *International Journal of Civil Engineering and Built Environment*, Vol. 1, n. 1, pp. 24-29.
- Allen, N., Herbert, S. (1972), *Human Problem Solving*, Englewood Cliffs, New Jersey, Prentice-Hall.
- Bengio Y. (2019), "The Consciousness Prior", *arXiv:1709.08568*
- Boonstra, S., van der Blom, K., Hofmeyer, H., Emmerich, M.T.M. (2020), "Conceptual structural system layouts via design response grammars and evolutionary algorithms", *Automation in Construction*, Vol. 116, 103009.
- Boonstra, S., van der Blom, K., Hofmeyer, H., Emmerich, M.T.M. (2021), "Hybridization of an evolutionary algorithm and simulations of co-evolutionary design processes for early-stage building spatial design optimization", *Automation in Construction*, 124, 103522.
- Chaillou S. (2020), "ArchiGAN: Artificial Intelligence x Architecture", *Architectural Intelligence*, *1st International Conference on Computational Design and Robotic Fabrication*.
- Cortes, C., Vapnik, V. (1995), "Support-vector networks" (PDF), *Machine Learning*, Vol. 20, n. 3, pp. 273-297.
- de Miguel Rodríguez, J., Villafañe, M.E., Piškorec, L., Caparrini, F.S. (2020), "Generation of geometric interpolations of building types with deep variational autoencoders", *Design Science*, 6, 1-35.
- Dorst, K., Cross, N. (2001), "Creativity in the design process: co-evolution of problem-solution", *Design Studies*, Vol. 22, n. 5, pp. 425-437.
- known applications of such a kind aimed at artificial general intelligence are constituted by SOAR (Rosenbloom, et al. 1993) and ACT-r (Anderson 1983), the evolution of which is still ongoing.
- ² Artificial neuronal networks are sub-symbolic systems based on the re-creation of network configurations typical of animal neuronal systems, organised in superimposed levels.
- ³ Experiments on neural networks began in the late 1950s and, after an almost lethargic phase in the 1970s, began a gradual growth which is still ongoing.
- ⁴ Available at: <https://www.kartell.com/lv/en/kteu/shop/product/a-i-2-sedie/kar05886ne>.
- ⁵ Available at: <https://parametrichouse.com/daedalus-pavilion>.
- ⁶ Available at: <https://www.dezeen.com/2019/06/14/flow-wall-parametric-wall-design-softroom-istanbul-airport>.
- ⁷ Available at: <https://www.sidewalk-labs.com>.
- Kahneman D. (2013), *Thinking, Fast and Slow*, New York, Farrar, Straus and Giroux.
- Gan V.J.L. (2022), "BIM-based graph data model for automatic generative design of modular buildings", *Automation in Construction*, 134.
- Brunetti, G.L. (2020), "Increasing the efficiency of simulation-based design explorations via metamodelling", *Journal of Building Performance Simulation*, Vol. 13, n. 1, pp. 79-99.
- Goel, V., Pirolli, P. (1992), "The structure of design problem spaces", *Cognitive Science*, Vol. 16, pp. 395-429.
- Goldberg, D.E. (2002), *The Design of Innovation Lessons from and for Competent Genetic Algorithms*, Berlin, Springer.
- Gonzalez, D., Rueda-Plata, D., Acevedo, A.B., Duque, J.C., Ramos-Pollán, R., Betancourt, A., García, S. (2020), "Automatic detection of building typology using deep learning methods on street level images", *Building and Environment*, 177.
- Goodfellow, I., Pouget-Abadie, J., Mirza, M., Xu, B., Warde-Farley, D., Ozair, S., Courville, A., Bengio, Y. (2014), "Generative Adversarial Nets", *Proceedings of the International Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS 2014)*, pp. 2672-2680.
- Goyal, A., Didolkar, A., Ke, N.R., Blundell, C., Beaudoin, P., Heess, N., Mozzer, M., Bengio, Y. (2022), Neural Production Systems, *arXiv:2206.02713*.
- Hochreiter, S., Schmidhuber, J. (1997), "Long Short-Term Memory", *Neural Computation*, Vol. 9, n. 8, pp. 1735-1780.
- Hu, R., Huang, Z., Tang, Y., van Kaick, O., Zhang, H., Huang, H. (2020), "Graph2Plan: Learning Floorplan Generation from Layout Graphs", *ACM Transactions in Graphics*, Vol. 39 n. 4, Article 118.
- LeCun, Y., Bengio, Y., Hinton, G. (2015), "Deep learning", *Nature*, Vol. 521, n. 7553, pp. 436-444.
- LeCun, Y., Boser, B., Denker, J.S., Henderson, D. Howard, R.E., Hubbard, W., Jackel, L.D. (1989), "Backpropagation Applied to Handwritten Zip Code Recognition", *Neural Computation*, Vol. 1, pp. 541-551.

- LeCun, Y., Bengio, Y., Hinton, G. (2015), "Deep learning", *Nature*, Vol. 521, pp. 436-444.
- Liu, J., Cao, Y., Xue, Y., Li, D., Feng, L., Chen Y.F. (2021), "Automatic unit layout of masonry structure using memetic algorithm and building information modeling", *Automation in Construction*, 130.
- Liu, J., Wu, Z.K. (2015), "Rule-Based Generation of Ancient Chinese Architecture from the Song Dynasty", *ACM Journal on Computing and Cultural Heritage*, Vol. 9, n. 2, Article 7.
- Luo, Z., Huang, W. (2022), "FloorplanGAN: Vector residential floorplan adversarial generation", *Automation in Construction*, Vol. 142, 104470.
- Minsky, M. (1986), *The Society of Mind*, New York, Simon and Schuster.
- Minton, S. (1990), "Quantitative results concerning the utility of explanation-based learning", *Artificial Intelligence*, Vol. 42, pp. 363-391.
- Mittal, S., Bengio, Y., Lajoie G. (2022), "Is a Modular Architecture Enough?", *arXiv:2206.02713*.
- Moon, J.W., Jung, S.K., Kim, Y., Han, S.H. (2011), "Comparative study of artificial intelligence-based building thermal control methods e Application of fuzzy, adaptive neuro-fuzzy inference system, and artificial neural network", *Applied Thermal Engineering*, Vol. 31, 2422-2429.
- Newell A., Simon, H.A. (1972), *Human Problem Solving*, Prentice-Hall, New York.
- Newell, A. (1982), "The Knowledge Level", *Artificial Intelligence*, Vol. 18, n.1, pp. 87-127.
- Pearl, J. (1988), *Probabilistic Reasoning in Intelligent Systems: Networks of Plausible Inference*, San Francisco, California, Morgan Kaufmann.
- Rosenbloom, P.S., Laird, J., Newell, A. (1993), *The SOAR Papers: Research on Integrated Intelligence*, Vol. 1 and 2, The MIT Press, Cambridge, Massachusetts.
- Rosenman, M.A., Gero, J.S., Hutchinson, P.J., Oxman, R. (1986), "Expert systems applications in computer-aided design", *Computer-Aided Design*, Vol. 18, pp. 546-551.
- Rosenbloom, P., Demski A., Ustun V. (2016), "Rethinking Sigma's Graphical Architecture: An Extension to Neural Networks", *International Conference on Artificial General Intelligence*.
- Rumelhart, D.E., Hinton, G.E. and Williams, R.J. (1987), "Learning internal representations by error propagation", in Rumelhart, D.E. and McClelland, J. L. (Eds.), *Parallel Distributed Processing: Explorations in the Microstructure of Cognition*, Vol. 1, MIT Press, Cambridge, Massachusetts, 318-362.
- Schwarz, A., Berry, D.M., Shaviv, E. (1994), "Representing and solving the automated building design problem", *Computer-Aided Design*, Vol. 26, n. 9, pp. 689-698.
- Sokol, J., Cerezo Davila C., Reinhart C.F. (2017), "Validation of a Bayesian-based method for defining residential archetypes in urban building energy models", *Energy and Buildings*, Vol. 134, pp. 11-24.
- Stanley, K.O., Miikkulainen R. (2002), "Evolving Neural Networks through Augmenting Topologies", Technical Report, The University of Texas at Austin.
- Sterl, S., Mahdavi, A. (2022), "Automated generation of a hierarchical building systems control structure", *Journal of Building Engineering*, Vol. 55, 104646.
- Vaswani, A., Shazeer, N., Parmar, N., Uszkoreit, J., Jones, L., Gomez, A.N., Kaiser, L., Polosukhin, I. (2017), "Attention Is All You Need", *arXiv:1706.03762*.
- Wang, X.Y., Zhang K. (2020), "Generating layout designs from high-level specifications", *Automation in Construction*, Vol. 119, 103288.
- Wu, D., Wang, G.G. (2020), "Knowledge-Assisted Optimization for Large-Scale Design Problems. A Review and Proposition", *Journal of Mechanical Design*, 142.
- Xue, X., Zhang, J. (2022), "Regulatory information transformation ruleset expansion to support automated building code compliance checking", *Automation in Construction*, 138.
- Zhang, R., El-Gohary, N. (2021), "A deep neural network-based method for deep information extraction using transfer learning strategies to support automated compliance checking", *Automation in Construction*, 132.