

# Intelligenza artificiale neuro-simbolica per l'ingegneria strutturale

Adriano Castagnone <sup>1</sup>, Giuseppe Nitti <sup>1,2,\*</sup>

<sup>1</sup> S.T.A. DATA Srl, Via Saluzzo, 71 – 10126, Torino, Italia

<sup>2</sup> Politecnico di Torino, Corso Duca degli Abruzzi, 24 - 10129 Torino, Italia

\* Recapiti: [castagnone@stadata.com](mailto:castagnone@stadata.com) (A. Castagnone), [giuseppe.nitti@polito.it](mailto:giuseppe.nitti@polito.it) (G. Nitti)

## Abstract

*Questo articolo affronta le opportunità e i rischi derivanti dall'integrazione dei large language models (LLM) nel campo dell'ingegneria strutturale. L'uso esclusivo degli LLM risulta inadeguato in questo ambito, poiché la loro natura probabilistica può generare allucinazioni e imprecisioni, inaccettabili in un settore a sicurezza critica che richiede calcoli rigorosi. Per risolvere questo dilemma, proponiamo l'adozione dell'intelligenza artificiale neuro-simbolica (NSAI), un approccio ibrido che bilancia l'intuizione neurale con il rigore simbolico. L'architettura NSAI impiega un sistema di interrogazione intelligente per arricchire le richieste dell'utente e delegare le operazioni critiche ad algoritmi deterministici esterni. Questo sistema garantisce affidabilità e conformità normativa, come esemplificato dal caso studio del chatbot 3Muri, un assistente intelligente basato su NSAI per software di analisi strutturale.*

**Parole chiave:** *Intelligenza artificiale Neuro-simbolica, Large language models, Ingegneria strutturale, Architettura ibrida, AI spiegabile*

## 3. L'architettura SYNAPSE®

I principi teorici dell'integrazione neuro-simbolica devono essere realizzati in un'architettura concreta. Questa sezione presenta l'architettura SYNAPSE® (Symbolic Neural Architecture for Predictive Structural Engineering), che definisce un flusso di lavoro preciso garantendo che i calcoli critici siano delegati ad algoritmi rigorosi mentre l'IA funge da interfaccia intelligente.

### 3.1 Interazione con l'utente

Il processo inizia con l'utente, l'ingegnere strutturale, che fornisce un input in linguaggio naturale. Il sistema è progettato per accettare un'ampia varietà di formati di input: query testuali (es. "Verifica questa trave in acciaio per i carichi dati"), schizzi disegnati a mano che mostrano configurazioni strutturali, dimensioni e condizioni di carico e combinazioni di testo e immagini.

La capacità del sistema di interpretare input informali abbassa significativamente la barriera d'uso. Gli ingegneri non devono apprendere formati di input specializzati; possono semplicemente descrivere ciò di cui hanno bisogno e lasciare che il sistema gestisca la traduzione in specifiche formali. Ad esempio, da uno schizzo a mano (figura 4) il sistema può estrarre: tipologia strutturale (trave continua), geometria (luci  $L_1 = 200$  cm,  $L_2 = 300$  cm,  $L_3 = 100$  cm), dettagli di sezione (profilo IPE 160 in acciaio di classe S355) e carichi (carico permanente  $g_k = 150$  daN/m, carico variabile  $q_k = 200$  daN/m).

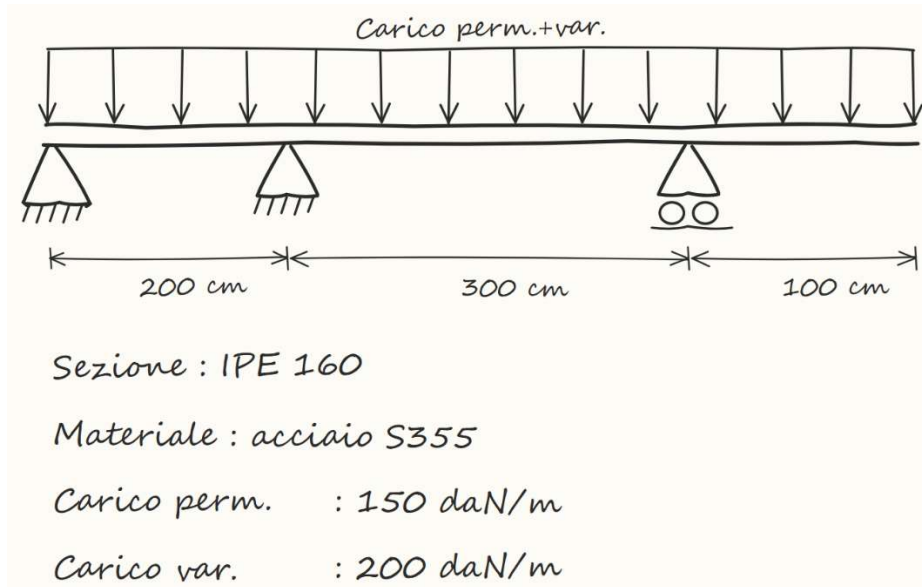


Figura 4: Schizzo fatto a mano di una trave in acciaio con i relativi carichi

### 3.2 Il sistema di query intelligente

Il sistema di query intelligente (IQS) costituisce il nucleo simbolico dell'architettura SYNAPSE® (figura 5). Funge da ponte critico tra l'input informale dell'utente e il calcolo ingegneristico rigoroso. L'IQS implementa un'architettura unificata per l'elaborazione intelligente delle query comprendente tre strati integrati:

1. **Information repository:** contiene tutte le risorse verificate necessarie per supportare i calcoli ingegneristici: documentazione tecnica, esempi di casi provati, dati storici e snippet di codice validati.
2. **Logic framework:** ospita il rigore simbolico del sistema: ontologia di dominio, protocolli di verifica e regole di conformità necessarie per aderire a Eurocodici e normative nazionali.
3. **Context retrieval system:** funge da punto di ingresso, interpretando le richieste dell'utente e recuperando contenuti pertinenti consultando protocolli e regole.

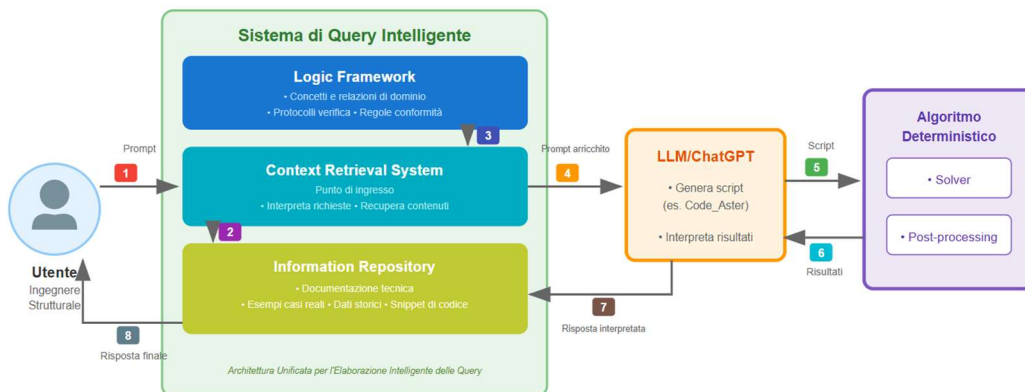


Figura 5: Sistema di query intelligente

### **3.3 L'interfaccia neurale**

La componente LLM funge da interfaccia neurale del sistema, fornendo capacità di linguaggio naturale mentre opera entro i vincoli stabiliti dal nucleo simbolico. Criticamente, l'LLM non opera autonomamente ma riceve un prompt arricchito che è stato aumentato dal sistema di query intelligente.

Il prompt arricchito contiene non solo la richiesta originale dell'utente ma anche contesto aggiuntivo: requisiti normativi specifici, metodi di calcolo prescritti e template predefiniti. Il ruolo dell'LLM è circoscritto: interpretare l'intento dell'utente, preparare dati strutturati per le routine di calcolo deterministiche, generare script (es. Code Aster) e interpretare e presentare i risultati. L'LLM non esegue mai calcoli a sicurezza critica direttamente.

### **3.4 Il motore di calcolo deterministico**

L'algoritmo deterministico è il cuore computazionale dell'architettura SYNAPSE®. A differenza della logica probabilistica dell'LLM, il calcolo in questa componente è deterministico e quindi rigorosamente riproducibile. La componente esegue due funzioni principali:

**Funzione solver:** implementa metodi numerici verificati per l'analisi strutturale, incluse analisi agli elementi finiti lineari e non lineari, analisi di telai, calcoli di capacità di sezione e analisi di stabilità.

**Funzione post-processing:** dopo che il solver completa i calcoli, il post-processore estrae e organizza i risultati, identificando valori critici, confrontando risultati con limiti normativi e generando report di conformità.

La separazione tra l'elaborazione probabilistica dell'LLM e il calcolo deterministico dell'algoritmo è fondamentale per l'affidabilità dell'architettura. Infine, l'LLM interpreta la risposta rigorosa e la trasforma in una risposta finale presentata all'utente, mantenendo sempre disponibili i risultati numerici originali per la verifica.

## **4. Sfide implementative**

Sebbene l'approccio NSAI offra vantaggi convincenti, la sua implementazione presenta sfide significative che devono essere attentamente affrontate (figura 6):

1. **Complessità tecnica:** lo sviluppo di sistemi NSAI richiede competenze che abbracciano molteplici domini tecnici. Sul lato neurale: architetture di deep learning, fine-tuning di LLM, prompt engineering. Sul lato simbolico: logica formale, rappresentazione della conoscenza, ingegneria ontologica. Inoltre, è necessaria profonda conoscenza del dominio ingegneristico.
2. **Investimento di sviluppo:** l'investimento iniziale richiesto è sostanziale: personale altamente qualificato, infrastruttura computazionale per training e deployment di LLM, e tempo per sviluppo iterativo, testing e raffinamento.
3. **Sincronizzazione e coerenza:** mantenere la coerenza tra componenti neurali e simboliche presenta sfide continue. L'interpretazione in linguaggio naturale della

componente neurale deve allinearsi precisamente con la semantica formale attesa dalla componente simbolica.

4. **Ottimizzazione delle performance:** bilanciare tempo di risposta e accuratezza presenta una tensione fondamentale. I processi di verifica formale richiedono tempo che gli utenti potrebbero non essere disposti ad attendere.
5. **Manutenzione ed evoluzione:** i sistemi NSAI richiedono manutenzione continua: i codici normativi vengono aggiornati periodicamente, le best practice evolvono, emergono nuovi materiali e sistemi strutturali. Anche le componenti IA richiedono manutenzione con l'evolversi dei modelli.

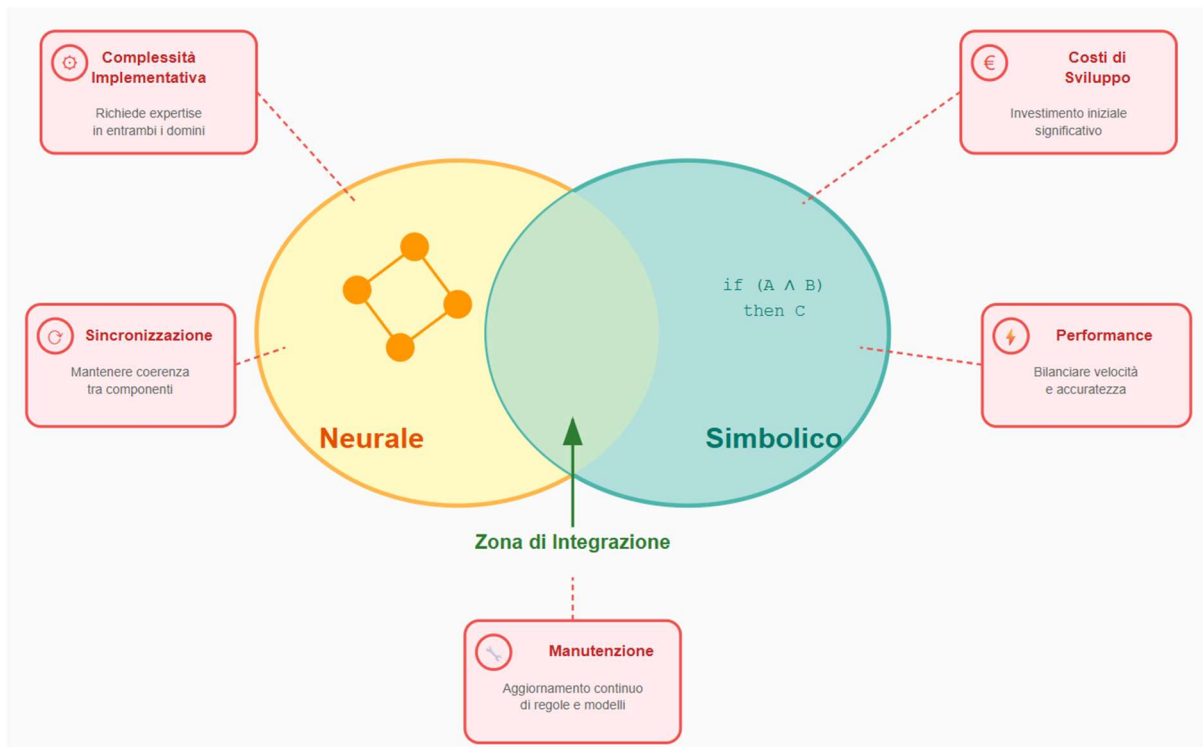


Figura 6: Le sfide specifiche dell'integrazione neuro-simbolica

## 5. Il progetto Synapse®

Il progetto Synapse® rappresenta la realizzazione pratica dei principi e dell'architettura NSAI descritti. Denominato come acronimo di symbolic neural architecture for predictive structural engineering, Synapse® incarna la visione di creare un "ponte intelligente tra l'intuizione neurale e il rigore simbolico".

Il progetto è nato dal riconoscimento che l'industria dell'ingegneria strutturale si trovava a un punto di svolta. Le capacità dei sistemi di IA erano avanzate al punto da poter assistere genuinamente i flussi di lavoro ingegneristici. Tuttavia, la natura safety-critical del settore richiedeva un approccio fondamentalmente diverso dalle applicazioni IA che avevano successo in altri domini.

La visione guida del progetto è catturata nella frase: "Il futuro dell'ingegneria strutturale è intelligente, ma sempre rigoroso". Questa visione riconosce che l'IA trasformerà la pratica ingegneristica insistendo che questa trasformazione non deve compromettere l'affidabilità da cui dipende la sicurezza pubblica.

Synapse® implementa l'architettura a tre componenti con scelte progettuali ottimizzate per applicazioni di ingegneria strutturale. Il nucleo simbolico è costruito su un'ontologia appositamente progettata che copre concetti di ingegneria strutturale attraverso molteplici tipi di materiale (calcestruzzo, acciaio, muratura, legno) e tipi di analisi (statica, dinamica, sismica). L'interfaccia neurale utilizza modelli linguistici allo stato dell'arte con attento prompt engineering. Il motore di calcolo integra solver di analisi strutturale consolidati con post-processing personalizzato per la verifica di conformità normativa.

## **6. Caso studio: il chatbot 3Muri**

### **6.1 Contesto**

3Muri è riconosciuto come il software italiano leader per l'analisi sismica e statica di strutture in muratura e miste. Sviluppato da S.T.A. DATA, il software si è affermato come strumento di riferimento per ingegneri che lavorano con edifici in muratura esistenti, un dominio applicativo particolarmente importante in Italia dato l'esteso patrimonio architettonico e la vulnerabilità sismica del paese.

Il software impiega l'innovativo metodo FME (Frame by Macro Element), che modella strutture in muratura usando macro-elementi che catturano il comportamento meccanico essenziale senza richiedere il costo computazionale di discretizzazioni dettagliate agli elementi finiti. Questo approccio abilita analisi pushover non lineari pratiche di edifici in muratura complessi, producendo risultati scientificamente validati.

Nonostante la sofisticazione tecnica del software, il supporto utenti presentava sfide tipiche: documentazione tecnica complessa e voluminosa (oltre 2000 pagine), supporto tecnico gravato da richieste ripetitive, e utenti che necessitavano risposte precise e contestualizzate in tempo reale.

### **6.2 Progettazione della soluzione**

Il chatbot 3Muri (figura 7) è stato progettato come assistente intelligente basato su NSAI. Il design combina le capacità di comprensione del linguaggio naturale dell'LLM con un sistema esperto basato su regole specifiche per 3Muri. L'architettura del chatbot segue una pipeline di elaborazione rigorosa:

1. **Elaborazione input:** l'LLM analizza la query in linguaggio naturale dell'utente, identificando parole chiave e indicatori contestuali.
2. **Riconoscimento:** il sistema classifica la query in categorie predefinite: domande procedurali, concettuali, di troubleshooting o richieste di riferimento.

3. **Recupero conoscenza:** approccio ibrido che combina RAG (retrieval-augmented generation) con query su database simbolici per garantire informazioni semanticamente rilevanti e fattualmente accurate.
4. **Generazione risposta:** sintesi di una risposta verificata, con contenuto vincolato dalle voci della knowledge base per prevenire allucinazioni.



Gentile Utente, stai per utilizzare il nostro chatbot di AI. Ti precisiamo che la finalità di questo chatbot è di guidarti verso la risposta alle tue domande attingendo dalle nostre guide pubbliche e comunque supervisionate dalla nostra assistenza. Ti invitiamo pertanto a non inserire nel chatbot informazioni riservate o dati personali. I dati da te inseriti verranno trattati nel rispetto del GDPR dal nostro personale autorizzato, la nostra informativa privacy è disponibile al seguente [LINK](#).

Ricorda che l' AI ha dei limiti e a volte non comprende tutte le richieste; in tal caso le risposte potrebbero essere imprecise e, in caso di dubbio, puoi consultare direttamente le nostre guide.

Benvenuto nella chat AI di 3Muri Project

Chiedi



Vai al manuale

Figura 7: L'interfaccia grafica iniziale del chatbot 3Muri

### 6.3 Risultati sperimentali

Il chatbot 3Muri è stato impiegato e valutato in uso produttivo, fornendo validazione quantitativa dell'approccio NSAI:

- **Accuratezza: 94%** — Il chatbot fornisce risposte corrette al 94% delle query utente. Le risposte false con alta confidenza si verificano in meno dell'1% dei casi, dimostrando l'efficacia delle salvaguardie neuro-simboliche.
- **Tempo di risposta: < 2 secondi** — Il tempo mediano di risposta è sotto i 2 secondi, includendo tutte le fasi di elaborazione.
- **Soddisfazione utente: 4.7/5** — Gli utenti apprezzano particolarmente la disponibilità immediata (accesso 24/7), la rilevanza contestuale delle risposte e lo stile di interazione naturale.

Questi risultati pratici dimostrano il valore dell'approccio ibrido, confermando che l'IA Neuro-Simbolica rappresenta il futuro dell'ingegneria computazionale e che l'equilibrio tra innovazione e affidabilità è possibile e necessario.

## 7. Conclusioni e prospettive future

Questo lavoro ha affrontato la sfida di integrare l'intelligenza artificiale nell'ingegneria strutturale, un dominio safety-critical dove la natura probabilistica e le tendenze allucinatorie dei large language models rendono la loro applicazione diretta inaccettabile. I contributi chiave includono: un'analisi completa del perché gli approcci LLM puri sono inadatti, la presentazione dell'IA neuro-simbolica come paradigma appropriato, l'introduzione dell'architettura SYNAPSE® e la validazione empirica attraverso il caso studio del chatbot 3Muri.

Le conclusioni consolidano tre principi fondamentali:

- **L'IA neuro-simbolica rappresenta il futuro dell'ingegneria computazionale.** L'approccio ibrido garantisce affidabilità verificata e spiegabilità, requisiti essenziali per un campo soggetto a responsabilità legale e regolamentazioni severe.
- **L'equilibrio tra innovazione e affidabilità non è solo possibile ma necessario.** L'NSAI bilancia la flessibilità dell'IA neurale con la precisione deterministica della logica simbolica.
- **I risultati pratici validano i principi teorici.** Il caso studio del chatbot 3Muri dimostra che i sistemi neuro-simbolici possono essere impiegati con successo in applicazioni reali.

Guardando avanti, le prospettive future includono: l'estensione dell'NSAI a domini di calcolo aggiuntivi (geotecnica, idraulica, progettazione meccanica), l'integrazione con BIM e digital twin, e la standardizzazione industriale dell'approccio. La visione che guida questa evoluzione è riassunta nella citazione conclusiva: "Il futuro dell'ingegneria strutturale è intelligente, ma sempre rigoroso".

## Riferimenti Bibliografici

- [1] Zhao, W.X.; Zhou, K.; Li, J.; Tang, T.; Wang, X.; Hou, Y.; Min, Y.; Zhang, B.; Zhang, J.; Dong, Z.; et al. A Survey of Large Language Models. *arXiv* **2023**, arXiv:2303.18223. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2303.18223>
- [2] Naveed, H.; Khan, A.U.; Qiu, S.; Saqib, M.; Anwar, S.; Usman, M.; Akhtar, N.; Barnes, N.; Mian, A. A Comprehensive Overview of Large Language Models. *arXiv* **2023**, arXiv:2307.06435. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2307.06435>
- [3] Huang, L.; Yu, W.; Ma, W.; Zhong, W.; Feng, Z.; Wang, H.; Chen, Q.; Peng, W.; Feng, X.; Qin, B.; et al. A Survey on Hallucination in Large Language Models: Principles, Taxonomy, Challenges, and Open Questions. *ACM Trans. Inf. Syst.* **2024**, 43, 1–55. <https://doi.org/10.1145/3703155>
- [4] Tonmoy, S.M.; Zaman, S.M.M.; Jain, V.; Ber, A.; Das, A.; Smita, A.S.; Coppolillo, E.; Patwary, M.; Tiwary, K.; Majumder, A.K.; et al. A Comprehensive Survey of Hallucination Mitigation Techniques in Large Language Models. *arXiv* **2024**, arXiv:2401.01313. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2401.01313>
- [5] CEN. EN 1990:2002 Eurocode - Basis of Structural Design; European Committee for Standardization: Brussels, Belgium, 2002.
- [6] Gulvanessian, H.; Calgaro, J.A.; Holický, M. *Designers' Guide to EN 1990: Eurocode: Basis of Structural Design*; Thomas Telford: London, UK, 2002.
- [7] Ministero delle Infrastrutture e dei Trasporti. Decreto Ministeriale 17 gennaio 2018: Aggiornamento delle Norme Tecniche per le Costruzioni. *Gazz. Uff. Repubb. Ital., Ser. Gen.* n. 42, 2018.
- [8] Pérez-Cerrolaza, J.; Abella, J.; Cazorla, F.J.; Taber, B.; Keefe, K.; Kott, G.; Kosmidis, L. Artificial Intelligence for Safety-Critical Systems in Industrial and Transportation Domains: A Survey. *ACM Comput. Surv.* **2024**, 56, 1–40. <https://doi.org/10.1145/3626314>

- [9] Thai, H.-T. Machine Learning for Structural Engineering: A State-of-the-Art Review. *Structures* **2022**, 38, 448–491. <https://doi.org/10.1016/j.istruc.2022.02.003>
- [10] Solhmirzaei, R.; Salehi, H.; Kodur, V.; Naser, M.Z. Machine Learning Framework for Predicting Failure Mode and Shear Capacity of Ultra High Performance Concrete Beams. *Eng. Struct.* **2022**, 254, 113814. <https://doi.org/10.1016/j.engstruct.2020.111221>
- [11] Tapeh, A.T.G.; Naser, M.Z. Artificial Intelligence, Machine Learning, and Deep Learning in Structural Engineering: A Scientometrics Review of Trends and Best Practices. *Arch. Comput. Methods Eng.* **2023**, 30, 115–159. <https://doi.org/10.1007/s11831-022-09793-w>
- [12] Sun, H.; Burton, H.V.; Huang, H. Machine Learning Applications for Building Structural Design and Performance Assessment: State-of-the-Art Review. *J. Build. Eng.* **2021**, 33, 101816. <https://doi.org/10.1016/j.jobte.2020.101816>
- [13] Garcez, A.; Lamb, L.C. Neurosymbolic AI: The 3rd Wave. *Artif. Intell. Rev.* **2023**, 56, 12387–12406. <https://doi.org/10.1007/s10462-023-10448-w>
- [14] Yu, D.; Yang, B.; Liu, D.; Wang, H.; Pan, S. A Survey on Neural-Symbolic Learning Systems. *Neural Netw.* **2023**, 166, 105–126. <https://doi.org/10.1016/j.neunet.2023.06.028>
- [15] LeCun, Y.; Bengio, Y.; Hinton, G. Deep Learning. *Nature* **2015**, 521, 436–444. <https://doi.org/10.1038/nature14539>
- [16] Alzubaidi, L.; Zhang, J.; Humaidi, A.J.; Al-Dujaili, A.; Duan, Y.; Al-Shamma, O.; Santamaría, J.; Fadhel, M.A.; Al-Amidie, M.; Farhan, L. Review of Deep Learning: Concepts, CNN Architectures, Challenges, Applications, Future Directions. *J. Big Data* **2021**, 8, 1–74. <https://doi.org/10.1186/s40537-021-00444-8>
- [17] Saeed, W.; Omlin, C. Explainable AI (XAI): A Systematic Meta-Survey of Current Challenges and Future Opportunities. *Knowl.-Based Syst.* **2023**, 263, 110273. <https://doi.org/10.1016/j.knosys.2023.110273>
- [18] Hitzler, P.; Sarker, M.K. (Eds.) *Neuro-Symbolic Artificial Intelligence: The State of the Art*; IOS Press: Amsterdam, The Netherlands, 2022.
- [19] Marra, G.; Dumančić, S.; Manhaeve, R.; De Raedt, L. From Statistical Relational to Neurosymbolic Artificial Intelligence: A Survey. *Artif. Intell.* **2024**, 328, 104062. <https://doi.org/10.1016/j.artint.2023.104062>
- [20] Wan, Z.; et Al. Towards Cognitive AI Systems: A Survey and Prospective on Neuro-Symbolic AI. *arXiv* **2024**, arXiv:2401.01040. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2401.01040>
- [21] Dwivedi, R.; et Al. Explainable Artificial Intelligence (XAI): Core Ideas, Techniques, and Solutions. *ACM Comput. Surv.* **2023**, 55, 1–33. <https://doi.org/10.1145/3561048>
- [22] Gibaut, W.; Pereira, L.; Grassiotto, F.; Osorio, A.; Gadioli, E.; Munoz, A.; Gomes, S.; Dos Santos, C. Neurosymbolic AI and Its Taxonomy: A Survey. *arXiv* **2023**, arXiv:2305.08876. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2305.08876>