**AI Distribuita e Governance Sanitaria: Un'Analisi Multidimensionale delle Tensioni tra Norme, Etica e Innovazione**

**1. Introduzione**

Le tecnologie emergenti, in particolare l'Intelligenza Artificiale (AI), stanno ridefinendo radicalmente il panorama organizzativo e normativo contemporaneo della sanità (Bailey et al., 2019; Nambisan et al., 2017). L'evoluzione verso sistemi di AI distribuita rappresenta una frontiera promettente per superare le tradizionali barriere della centralizzazione dei dati sanitari, permettendo collaborazioni inter-istituzionali senza precedenti che preservano al contempo la privacy e la sovranità dei dati (Rieke et al., 2020).

I modelli di AI distribuita, come il federated learning e l'edge computing, consentono l'addestramento collaborativo di algoritmi senza centralizzare dati sensibili, mantenendoli nella loro ubicazione originale. Questo approccio risponde efficacemente ai vincoli normativi stringenti del settore sanitario, come il GDPR europeo e le regolamentazioni sanitarie nazionali (Finck, 2021), ma introduce complessità tecniche, organizzative ed etiche che richiedono un ripensamento dei modelli di governance tradizionali.

Le sfide emergenti si collocano all'intersezione di multiple dimensioni: tecnologica (interoperabilità, sicurezza, scalabilità), economica (sostenibilità, creazione di valore pubblico), giuridica (conformità normativa, responsabilità legale) ed etica (equità algoritmica, trasparenza, autonomia decisionale). La necessità di navigare questa complessità multidimensionale richiede un approccio interdisciplinare che integri prospettive diverse in un framework coerente per la governance dell'AI sanitaria distribuita.

La trasformazione digitale della sanità attraverso l'AI distribuita non rappresenta solo un'opportunità tecnologica, ma una sfida sistemica che coinvolge molteplici stakeholder: operatori sanitari, pazienti, sviluppatori, regolatori e policy maker. Il successo di questa trasformazione dipende dalla capacità di armonizzare innovazione tecnologica con principi etici fondamentali, sostenibilità economica e conformità normativa, in un contesto dove la tutela della salute delle persone rimane l'obiettivo primario.

Questo articolo si propone di analizzare le tensioni fondamentali che emergono nell'implementazione di sistemi di AI distribuita in sanità, con particolare attenzione alle sfide tecnologiche e di governance, proponendo un modello analitico multidimensionale che possa guidare sviluppatori, manager sanitari e policy maker verso pratiche di innovazione responsabile e sostenibile.

**2.1 AI distribuita nella sanità (Tecnologie: federated learning, edge computing)**

**Federated Learning: Principi e Applicazioni Sanitarie**

Il Federated Learning (FL) rappresenta un paradigma emergente che permette l'addestramento collaborativo di modelli AI mantenendo i dati presso la loro origine (McMahan et al., 2017). A differenza degli approcci tradizionali che richiedono la centralizzazione dei dati, il FL opera secondo un processo iterativo in cui: (1) un modello iniziale viene distribuito a molteplici istituzioni; (2) ciascuna istituzione addestra il modello sui propri dati locali; (3) solo gli aggiornamenti parametrici vengono condivisi con un server centrale; (4) questi aggiornamenti vengono aggregati per creare un modello migliorato; (5) il nuovo modello viene ridistribuito per ulteriori cicli di addestramento (Kairouz et al., 2021).

In ambito sanitario, il FL offre vantaggi significativi:

**Conformità normativa**. Facilitando il rispetto del GDPR e di altre normative sulla protezione dei dati sanitari

**Superamento della frammentazione.** Consentendo la collaborazione tra istituzioni con diversi sistemi e standard

**Mitigazione del data silos problem**. Permettendo l'addestramento su dataset eterogenei senza trasferimenti di dati

**Privacy-preserving**. Proteggendo informazioni sensibili dei pazienti mantenendo i dati alla fonte.

Le applicazioni sanitarie del FL includono: Diagnosi radiologica collaborativa tra ospedali con diverse popolazioni di pazienti; Previsione di eventi avversi farmacologici combinando dati da diverse giurisdizioni; Medicina personalizzata basata su modelli addestrati su popolazioni diverse; Sistemi di allerta precoce per epidemie che integrano dati da molteplici regioni. Il caso emblematico durante la pandemia COVID-19, come evidenziato da Dayan et al. (2021), ha dimostrato il potenziale del FL nell'accelerare la ricerca clinica mantenendo i dati sensibili dei pazienti all'interno delle rispettive istituzioni sanitarie.

Tuttavia, emergono sfide tecniche significative:

**Eterogeneità dei dati**. Le istituzioni sanitarie spesso utilizzano standard diversi, complicando l'aggregazione dei modelli.

**Bias istituzionali**. Gli aggiornamenti possono riflettere distorsioni locali nei dati o nelle pratiche cliniche.

**Comunicazione sicura**. La trasmissione degli aggiornamenti richiede protocolli robusti di sicurezza.

**Efficienza computazionale**. Le istituzioni partecipanti necessitano di risorse computazionali adeguate.

Per mitigare questi rischi, sono state sviluppate varianti come il "Federated Learning con Differential Privacy" (che aggiunge rumore ai parametri condivisi per impedire l'inferenza inversa) e "Secure Aggregation" (che utilizza crittografia per proteggere gli aggiornamenti individuali) (Kairouz et al., 2021). Queste innovazioni tecniche rappresentano risposte concrete alle preoccupazioni sulla privacy e sicurezza, ma introducono a loro volta complessità computazionali e potenziali compromessi in termini di performance del modello.

**Edge Computing in Sanità**

L'edge computing sposta l'elaborazione dei dati verso la periferia della rete, più vicino alla fonte di generazione dei dati stessi. In ambito sanitario, questo approccio offre vantaggi complementari al FL:

**Latenza ridotta**. Cruciale per applicazioni time-sensitive come il monitoraggio di pazienti critici

**Resilienza**. Minore dipendenza da connessioni internet stabili, fondamentale in aree remote

**Autonomia locale**. Capacità di prendere decisioni anche in assenza di connettività con server centrali

**Efficienza energetica**. Riduzione del trasferimento dati, con benefici per dispositivi medici con batterie limitate.

Le applicazioni includono: Monitoraggio continuo di pazienti con dispositivi indossabili che analizzano parametri vitali localmente; Sistemi di supporto decisionale per emergenze che funzionano anche in condizioni di connettività limitata; Elaborazione di imaging medicale direttamente nelle apparecchiature diagnostiche; Trigger intelligenti per l'intervento medico basati su analisi locale dei dati.

L'integrazione di FL ed edge computing crea un potente paradigma di "Edge AI" che massimizza i vantaggi di entrambi gli approcci, consentendo l'addestramento collaborativo di modelli AI preservando la privacy mentre si garantisce l'elaborazione locale per applicazioni critiche. Questa convergenza tecnologica rappresenta una delle frontiere più promettenti per l'innovazione in sanità digitale, abilitando nuovi scenari di medicina di precisione, monitoraggio continuo e intervento tempestivo che possono trasformare radicalmente l'erogazione dell'assistenza sanitaria.

La sfida chiave nell'implementazione di queste tecnologie rimane l'equilibrio tra performance tecnica, usabilità clinica, sostenibilità economica e conformità etico-normativa, richiedendo approcci di governance che integrino queste molteplici dimensioni in un framework coerente.

**2.2 Governance digitale e value management (per la parte tecnologica e di management clinico)**

**Evoluzione dei Modelli di IT Governance in Sanità**

I tradizionali modelli di IT governance sanitaria sono stati sviluppati per gestire sistemi centralizzati e verticali, risultando inadeguati di fronte alla natura distribuita, collaborativa e multi-stakeholder dell'AI sanitaria contemporanea. L'evoluzione verso modelli adatti all'AI distribuita richiede un ripensamento di:

**Strutture decisionali**. Da gerarchiche a collaborative, con meccanismi di governance partecipativa che includano diverse istituzioni e stakeholder (Birkstedt et al., 2023).

**Allocazione di responsabilità**. Da centralizzata a distribuita, con chiara attribuzione di ruoli e accountability tra i partecipanti alle iniziative di AI collaborativa.

**Gestione del rischio**. Da compartimentalizzata a sistemica, considerando interdipendenze e rischi emergenti dall'interazione di sistemi distribuiti.

**Processi di conformità**. Da monolitici a modulari e adattivi, capaci di rispondere a requisiti normativi eterogenei e in evoluzione.

Emergono tre principali modelli di governance per l'AI distribuita in sanità:

* **Governance consortile**: Istituzioni sanitarie formano consorzi con governance condivisa e regole di partecipazione definite, come nel caso del Federated Tumor Segmentation Consortium.
* **Governance hub-and-spoke**: Un'istituzione centrale (hub) coordina istituzioni periferiche (spokes), mantenendo standard comuni ma preservando autonomia locale.
* **Governance a rete decentralizzata**: Approccio peer-to-peer con governance distribuita, spesso basata su tecnologie blockchain per tracciare contributi e decisioni.

Ciascuno di questi modelli presenta specifici vantaggi e limitazioni in termini di efficienza decisionale, equità partecipativa e sostenibilità operativa. La scelta del modello più appropriato dipende dal contesto specifico, dall'obiettivo della collaborazione e dalla maturità digitale delle organizzazioni partecipanti. Indipendentemente dal modello adottato, è essenziale che la governance dell'AI distribuita integri competenze multidisciplinari, includendo non solo expertise tecnica, ma anche competenze cliniche, legali, etiche ed economiche.

**Value Management e Creazione di Valore Pubblico**

L'implementazione dell'AI distribuita in sanità richiede un approccio al value management che bilanci molteplici dimensioni di valore:

**Valore clinico**. Miglioramento degli outcome di salute, accuratezza diagnostica, appropriatezza terapeutica.

**Valore organizzativo**. Efficienza operativa, ottimizzazione risorse, miglioramento dei processi decisionali.

**Valore sociale**. Equità nell'accesso, riduzione disparità, fiducia pubblica nei sistemi sanitari.

**Valore economico**. Sostenibilità finanziaria, riduzione costi, ottimizzazione investimenti.

Nel contesto dell'AI distribuita, il value management deve considerare:

**Value co-creation**. I benefici emergono dalla collaborazione tra istituzioni diverse, richiedendo meccanismi equi di distribuzione del valore generato.

**Value alignment**. Necessità di allineare obiettivi di valore potenzialmente divergenti tra partecipanti con missioni e priorità diverse.

**Value assessment**. Sviluppo di metriche e KPI che catturino il valore multidimensionale generato da sistemi di AI distribuita.

**Value sustainability**. Garantire che i benefici permangano nel lungo periodo, considerando costi di mantenimento, evoluzione tecnologica e cambiamenti normativi.

La creazione di valore pubblico attraverso l'AI distribuita richiede un bilanciamento tra innovazione e responsabilità, efficienza e equità, standardizzazione e personalizzazione. Questo bilanciamento è facilitato da framework di governance che integrino considerazioni tecniche, economiche, etiche e normative in un approccio coerente.

Di particolare rilevanza è il concetto di "valore pubblico sanitario" (public health value), che estende la nozione tradizionale di valore economico per includere benefici sociali collettivi come il miglioramento della salute pubblica, la riduzione delle disuguaglianze sanitarie e il rafforzamento della resilienza dei sistemi sanitari. Come evidenziato da Di Vaio et al. (2020), l'AI distribuita può contribuire significativamente al raggiungimento degli Obiettivi di Sviluppo Sostenibile (SDG) relativi alla salute, ma richiede approcci di governance che massimizzino questi benefici pubblici mentre mitigano potenziali rischi ed esternalità negative.

Immagine che contiene testo, diagramma, schermata

Descrizione generata automaticamente

Figura 1- Grafico Value Management nell’AI Distribuita in Sanità

**Note:** La creazione di valore pubblico sanitario attraverso l'AI distribuita richiede un bilanciamento tra innovazione e responsabilità, efficienza ed equità, standardizzazione e personalizzazione per massimizzare i benefici mitigando i rischi potenziali.

**3. Modello Analitico Multidimensionale Proposto**

**Framework Integrato a Quattro Assi**

Il modello proposto integra quattro dimensioni fondamentali (tecnologia, economia, diritto ed etica) in un framework analitico che mappi le interrelazioni e le tensioni nell'implementazione dell'AI distribuita in sanità. Ciascun asse rappresenta una prospettiva essenziale, con specifici costrutti e metriche:

* **Asse Tecnologico: Fondamenti Infrastrutturali e Operativi**

**Interoperabilità**: Capacità di integrazione tra sistemi eterogenei, misurata attraverso l'adozione di standard condivisi, APIs documentate e protocolli di scambio dati compatibili. L'interoperabilità semantica e tecnica diventa cruciale nel contesto di federated learning, dove la collaborazione tra organizzazioni con sistemi diversi è essenziale per il successo dell'iniziativa.

**Sicurezza e resilienza**: Protezione da attacchi e malfunzionamenti attraverso meccanismi di crittografia avanzata, differential privacy, secure aggregation e protocolli di autenticazione multi-fattore. Particolare attenzione viene data alla resistenza contro attacchi specifici dell'AI distribuita, come poisoning attacks e model inversion.

**Scalabilità**: Adattabilità a dimensioni e complessità crescenti, valutata in base alla capacità del sistema di mantenere performance stabili con l'aumento del numero di nodi partecipanti, volumi di dati e complessità dei modelli. Include meccanismi di ottimizzazione dinamica delle risorse e load balancing.

**Performance**: Efficienza, accuratezza e affidabilità tecnica misurate attraverso metriche come latenza di comunicazione, requisiti computazionali, precisione del modello aggregato e affidabilità dell'infrastruttura distribuita. Il bilanciamento tra performance e altri requisiti (come privacy) rappresenta una delle sfide chiave dell'implementazione.

**Manutenibilità**: Sostenibilità tecnica nel lungo periodo, facilitata da architetture modulari, documentazione completa, gestione efficace delle versioni e meccanismi di aggiornamento incrementale che permettano l'evoluzione del sistema nel tempo senza interruzioni del servizio.

* **Asse Economico: Dinamiche di Valore e Sostenibilità**

**Costi di implementazione e gestione**: Investimenti iniziali e Total Cost of Ownership, includendo costi di infrastruttura, sviluppo software, integrazione, formazione e manutenzione continua. L'analisi deve considerare la distribuzione dei costi tra i vari stakeholder e nel tempo.

**Distribuzione del valore**: Meccanismi di ripartizione dei benefici generati dall'AI distribuita tra i diversi partecipanti, inclusi modelli di compensazione per i contributi dati, condivisione della proprietà intellettuale sui modelli sviluppati e strategie di monetizzazione collaborative.

**Sostenibilità finanziaria**: Modelli di business e ROI che garantiscano la viabilità economica a lungo termine delle iniziative di AI distribuita, bilanciando costi operativi continui con benefici tangibili e intangibili, e considerando diversi meccanismi di finanziamento (pubblico, privato, misto).

**Efficienza allocativa**: Ottimizzazione nell'uso delle risorse sanitarie attraverso l'implementazione di AI distribuita, con focus sulla riduzione degli sprechi, miglioramento dei processi decisionali e appropriatezza delle cure. Include analisi del value-for-money e costo-efficacia.

**Impatto sulla produttività**: Effetti su processi e output sanitari, valutati attraverso indicatori di performance operativa, tempi di risposta, qualità dei servizi e outcome clinici. Particolare attenzione viene data al bilanciamento tra efficienze di breve termine e investimenti per il miglioramento a lungo termine.

* **Asse Giuridico: Conformità e Responsabilità Normativa**

**Conformità normativa**: Aderenza a leggi e regolamenti rilevanti per l'AI sanitaria distribuita, inclusi GDPR, AI Act europeo, normative sanitarie nazionali e standard settoriali. Il framework considera la stratificazione normativa e potenziali conflitti tra regimi regolatori diversi.

**Allocazione di responsabilità**: Attribuzione chiara di obblighi legali tra i diversi attori dell'ecosistema di AI distribuita, inclusi fornitori tecnologici, istituzioni sanitarie partecipanti, professionisti sanitari e responsabili di trattamento. Include meccanismi contrattuali e di governance per la gestione delle responsabilità condivise.

**Tutela dei diritti**: Protezione di privacy e autodeterminazione dei soggetti coinvolti, con particolare attenzione ai diritti specifici dei pazienti come il consenso informato, diritto all'oblio, portabilità dei dati e non discriminazione. Analisi delle modalità operative per l'esercizio effettivo di questi diritti in contesti distribuiti.

**Risoluzione delle controversie**: Meccanismi di gestione conflitti che considerino la natura multi-giurisdizionale delle collaborazioni di AI distribuita, inclusi processi di mediazione, arbitrato specializzato e rimedi extragiudiziali. Particolare attenzione è data alla chiarezza delle procedure e alla loro accessibilità.

**Adattabilità normativa**: Flessibilità rispetto all'evoluzione legale, con strutture di governance e architetture tecniche che possano adattarsi a cambiamenti normativi senza richiedere ricostruzioni fondamentali del sistema. Include monitoraggio continuo dell'evoluzione normativa e processi agili di compliance.

* **Asse Etico: Valori e Principi Fondanti**

**Equità algoritmica**: Assenza di bias discriminatori nei modelli di AI, con particolare attenzione alle disparità che potrebbero emergere o amplificarsi nel contesto distribuito. Include meccanismi di identificazione, mitigazione e monitoraggio dei bias sia nei dati locali che nei modelli aggregati.

**Trasparenza e spiegabilità**: Comprensibilità dei processi decisionali algoritmici, facilitata da tecniche di explainable AI adattate al contesto distribuito, documentazione accessibile e interfacce che comunichino adeguatamente livelli di incertezza e limitazioni del modello agli utenti finali.

**Autonomia e agency**: Rispetto dell'autodeterminazione degli individui, mantenendo appropriati livelli di controllo umano sui processi decisionali algoritmici e garantendo che l'AI distribuita supporti (piuttosto che sostituisca) il giudizio di professionisti sanitari e pazienti.

**Beneficenza**: Massimizzazione dei benefici per pazienti e società attraverso l'implementazione di AI distribuita, con valutazione continua degli impatti positivi e negativi e meccanismi di governance che orientino lo sviluppo verso il bene comune anziché interessi particolari.

**Fiducia**: Costruzione di relazioni di fiducia tra stakeholder, facilitata da comunicazione trasparente, evidenza empirica di benefici, meccanismi di governance inclusivi e accountability effettiva. Include processi partecipativi per il coinvolgimento di pazienti, professionisti sanitari e comunità nel design e nella governance dei sistemi.

Immagine che contiene testo, schermata, Carattere, design

Descrizione generata automaticamente

Figura 1- Grafico AI Distribuita in Sanità

**Note:** Il modello analitico multidimensionale integra quattro prospettive fondamentali per la governance dell'AI distribuita in sanità, evidenziando le componenti chiave di ciascun asse e le loro interrelazioni. Questo framework facilita l'identificazione di potenziali tensioni e punti di equilibrio nell'implementazione di sistemi di intelligenza artificiale collaborativa in contesti sanitari.

Le dimensioni interagiscono creando tensioni e sinergie che richiedono un approccio di governance integrato e bilanciato.

Immagine che contiene testo, diagramma, Carattere, cerchio

Descrizione generata automaticamente

Figura 2- Grafico AI Distribuita in Sanità (v2)

(Framework di analisi delle tensioni e bilanciamenti nell'implementazione dell'AI distribuita in sanità)

**Matrice delle Tensioni e Interdipendenze**

Il framework visualizza le tensioni tra dimensioni attraverso una matrice che incrocia ciascun asse con gli altri, evidenziando:

**Tensioni Tecnologia-Economia**: Ad esempio, la tensione tra sicurezza ottimale e costi sostenibili, o tra performance algoritmica massimale e efficienza nell'uso delle risorse. L'implementazione di meccanismi avanzati di sicurezza come differential privacy può comportare costi aggiuntivi e complessità che devono essere giustificati dal valore generato.

**Tensioni Tecnologia-Diritto**: Ad esempio, tra innovazione tecnica e compliance normativa, o tra requisiti di tracciabilità algoritmica dell'AI Act e il design distribuito del federated learning. Le architetture tecniche devono navigare vincoli normativi potenzialmente contrastanti, come quelli tra minimizzazione dei dati e requisiti di documentazione.

**Tensioni Tecnologia-Etica**: Ad esempio, tra performance algoritmica e trasparenza/spiegabilità, o tra efficienza computazionale e equità. Modelli più complessi e performanti possono risultare meno interpretabili, creando difficoltà nel garantire trasparenza e accountability.

**Tensioni Economia-Diritto**: Ad esempio, tra efficienza e requisiti di documentazione, o tra modelli di business sostenibili e vincoli normativi sull'uso secondario dei dati. I costi di compliance possono influenzare significativamente la fattibilità economica delle iniziative di AI distribuita, creando potenziali barriere all'ingresso per istituzioni con risorse limitate.

**Tensioni Economia-Etica**: Ad esempio, tra ottimizzazione costi e equità nell'accesso, o tra creazione di valore economico e distribuzione equa dei benefici. La massimizzazione dell'efficienza può talvolta confliggere con obiettivi di inclusività e giustizia distributiva.

**Tensioni Diritto-Etica**: Ad esempio, tra conformità formale e responsabilità sostanziale, o tra privacy legale e valori di bene collettivo. I requisiti legali possono non catturare pienamente le aspettative etiche e sociali, creando tensioni tra compliance tecnica e legittimità percepita.

Immagine che contiene testo, schermata, Carattere, design

Descrizione generata automaticamente

Figura 3 - Grafico Matrice delle Tensioni e Interdipendenze

**Note:** La matrice evidenzia le principali tensioni e interdipendenze tra le quattro dimensioni fondamentali nell'implementazione dell'AI distribuita in sanità. Le celle sulla diagonale (sfondo azzurro) rappresentano i componenti principali di ciascuna dimensione.

Le tensioni identificate richiedono un approccio di governance bilanciato che consideri simultaneamente le quattro dimensioni, cercando punti di equilibrio sostenibili specifici per ogni contesto implementativo.

**Applicazione del Framework all'AI Distribuita**

Il modello consente di mappare specifiche implementazioni di AI distribuita in sanità, evidenziando:

**Punti di equilibrio**: Aree dove le diverse dimensioni sono in armonia, come nei casi in cui l'architettura federata soddisfa simultaneamente requisiti di privacy (legali ed etici), efficienza computazionale (tecnologici) e ottimizzazione dei costi (economici).

**Zone di tensione**: Dove emergono trade-off significativi tra dimensioni diverse, come nel bilanciamento tra performance del modello e trasparenza algoritmica, o tra autonomia locale delle istituzioni e standardizzazione necessaria per la collaborazione efficace.

**Opportunità di innovazione**: Spazi per soluzioni che risolvano tensioni esistenti, come nuovi approcci di "explainable federated learning" che migliorino la trasparenza mantenendo performance elevate, o meccanismi contrattuali innovativi che bilancino equamente rischi e benefici tra partecipanti.

**Rischi sistemici**: Aree dove tensioni multiple convergono creando vulnerabilità, come quando requisiti normativi stringenti, costi elevati di compliance e sfide tecniche complesse creano barriere significative alla partecipazione per istituzioni più piccole o con risorse limitate.

L'applicazione pratica del framework prevede:

**Assessment iniziale**: Valutazione dello stato attuale rispetto ai quattro assi, con identificazione dei punti di forza e debolezza dell'implementazione attuale o pianificata.

**Gap analysis**: Identificazione delle principali tensioni e disequilibri, con prioritizzazione delle aree che richiedono interventi o bilanciamenti specifici.

**Scenario planning**: Sviluppo di strategie per navigare le tensioni identificate, considerando diversi approcci e valutandone le implicazioni attraverso i quattro assi del framework.

**Monitoring continuo**: Tracciamento dell'evoluzione delle relazioni tra dimensioni nel tempo, con meccanismi di feedback e adattamento che consentano una governance dinamica e responsiva.

Questo approccio multidimensionale offre una mappa concettuale per navigare la complessità dell'implementazione dell'AI distribuita in sanità, facilitando decisioni consapevoli che bilancino requisiti tecnologici, considerazioni economiche, vincoli normativi e principi etici. Il framework supporta un approccio di "governance adattiva" che riconosce la natura evolutiva sia delle tecnologie che dei contesti normativi, sociali ed economici in cui queste vengono implementate.

**Bibliografia**

**1. Introduzione**

1. Bailey, D., Faraj, S., Hinds, P., von Krogh, G., & Leonardi, P. (2019). Special issue of Organization Science: Emerging technologies and organizing. Organization Science, 30(3), 642–646.
2. Nambisan, S., Lyytinen, K., Majchrzak, A., & Song, M. (2017). Digital innovation management: Reinventing innovation management research in a digital world. MIS Quarterly, 41(1), 223-238.
3. Rieke, N., Hancox, J., Li, W., et al. (2020). The future of digital health with federated learning. NPJ digital medicine, 3(1), 1-7.
4. Finck, M. (2021). Artificial Intelligence and the GDPR: Inevitable Tensions? Oxford Journal of Legal Studies, 41(3), 535-563.

**2.1 AI distribuita nella sanità (Tecnologie: federated learning, edge computing)**

1. McMahan, H. B., Moore, E., Ramage, D., et al. (2017). Communication-efficient learning of deep networks from decentralized data. In Proceedings of the 20th International Conference on Artificial Intelligence and Statistics, 1273-1282.
2. Kairouz, P., McMahan, H. B., Avent, B., et al. (2021). Advances and open problems in federated learning. Foundations and Trends in Machine Learning, 14(1-2), 1-210.
3. Rieke, N., Hancox, J., Li, W., Milletarì, F., Roth, H. R., Albarqouni, S., ... & Cardoso, M. J. (2020). The future of digital health with federated learning. NPJ digital medicine, 3(1), 1-7.
4. Xu, J., Glicksberg, B. S., Su, C., Walker, P., Bian, J., & Wang, F. (2021). Federated learning for healthcare informatics. Journal of Healthcare Informatics Research, 5(1), 1-19.
5. Dayan, I., Roth, H. R., Zhong, A., Harouni, A., Gentili, A., Abidin, A. Z., ... & Krishnaswamy, P. (2021). Federated learning for predicting clinical outcomes in patients with COVID-19. Nature medicine, 27(10), 1735-1743.
6. Silva, S., Gutman, B. A., Romero, E., Thompson, P. M., Altmann, A., & Lorenzi, M. (2020). Federated learning in distributed medical databases: Meta-analysis of large-scale subcortical brain data. In 2020 IEEE 17th International Symposium on Biomedical Imaging (ISBI), 1147-1151.

**2.2 Governance digitale e value management**

1. Birkstedt, T., Minkkinen, M., Tandon, A., & Mäntymäki, M. (2023). AI Governance: Themes, Knowledge Gaps and Future Agendas. Internet Research, 33(7), 133–167.
2. Martin, K. (2019). Ethical Implications and Accountability of Algorithms. Journal of Business Ethics, 160, 835–850.
3. Di Vaio, A., Palladino, R., Hassan, R., & Escobar, O. (2020). Artificial intelligence and business models in the sustainable development goals perspective: A systematic literature review. Journal of Business Research, 121, 283-314.
4. Ransbotham, S., Candelon, F., Kiron, D., LaFountain, B., & Khodabandeh, S. (2021). The cultural benefits of artificial intelligence in the enterprise. MIT Sloan Management Review. <https://sloanreview.mit.edu/projects/the-cultural-benefits-of-artificial-intelligence-in-the-enterprise/>
5. Dwivedi, Y. K., Hughes, L., Ismagilova, E., Aarts, G., Coombs, C., Crick, T., ... & Williams, M. D. (2021). Artificial Intelligence (AI): Multidisciplinary perspectives on emerging challenges, opportunities, and agenda for research, practice and policy. International Journal of Information Management, 57, 101994.

**3. Modello Analitico Multidimensionale Proposto**

1. Floridi, L., & Cowls, J. (2019). A unified framework of five principles for AI in society. Harvard Data Science Review, 1(1).
2. Jobin, A., Ienca, M., & Vayena, E. (2019). The Global Landscape of AI Ethics Guidelines. Nature Machine Intelligence, 1(9), 389–399.
3. Morley, J., Floridi, L., Kinsey, L., & Elhalal, A. (2020). From what to how: an initial review of publicly available AI ethics tools, methods and research to translate principles into practices. Science and Engineering Ethics, 26(4), 2141-2168.
4. Wirtz, J., Patterson, P. G., Kunz, W. H., Gruber, T., Lu, V. N., Paluch, S., & Martins, A. (2018). Brave new world: service robots in the frontline. Journal of Service Management, 29(5), 907-931.
5. Heyder, T., Passlack, N., & Posegga, O. (2023). Ethical Management of Human-AI Interaction: Theory Development Review. Journal of Strategic Information Systems, 32(3), 101772.
6. Cohen, I. G., Gerke, S., & Kramer, D. B. (2022). Ethical and legal implications of remote monitoring of medical devices. New England Journal of Medicine, 386(19), 1831-1838.