

---

**ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ  
ΠΕΙΡΑΙΩΣ**



**ΤΜΗΜΑ ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΗΣ  
ΕΠΙΣΤΗΜΗΣ**

---

**ΠΡΟΓΡΑΜΜΑ ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΩΝ ΣΠΟΥΔΩΝ  
«ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΑ ΚΑΙ ΔΙΟΙΚΗΣΗ ΤΗΣ ΥΓΕΙΑΣ»**

**Συνθετικά δεδομένα: ευκαιρίες και προκλήσεις εφαρμογής τους στο  
χώρο της υγείας**

**Μαυροειδή Παρασκευή**

Διπλωματική Εργασία υποβληθείσα στο Τμήμα Οικονομικής Επιστήμης  
του Πανεπιστημίου Πειραιώς για την απόκτηση  
Μεταπτυχιακού Διπλώματος Ειδίκευσης στα Οικονομικά και Διοίκηση της Υγείας.

Πειραιάς, 2026

---

**ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ  
ΠΕΙΡΑΙΩΣ**



**ΤΜΗΜΑ ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΗΣ  
ΕΠΙΣΤΗΜΗΣ**

---

**ΠΡΟΓΡΑΜΜΑ ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΩΝ ΣΠΟΥΔΩΝ  
«ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΑ ΚΑΙ ΔΙΟΙΚΗΣΗ της ΥΓΕΙΑΣ»**

**Συνθετικά δεδομένα: ευκαιρίες και προκλήσεις εφαρμογής τους στο  
χώρο της υγείας**

**Μαυροειδή Παρασκευή, Α.Μ.: ΟΔΥ/2311**

Επιβλέπων: Βοζίκης Αθανάσιος, Καθηγητής, Τμήμα Οικονομικής Επιστήμης

Διπλωματική Εργασία υποβληθείσα στο Τμήμα Οικονομικής Επιστήμης

του Πανεπιστημίου Πειραιώς για την απόκτηση

Μεταπτυχιακού Διπλώματος Ειδίκευσης στα Οικονομικά και Διοίκηση της Υγείας.

Πειραιάς, 2026

---

**UNIVERSITY of PIRAEUS**



**DEPARTMENT of  
ECONOMICS**

---

**M.Sc. in Health Economics and Management**

**Synthetic data: opportunities and challenges for its application in  
healthcare**

**Mavroeidi Paraskevi**

Master Thesis submitted to the Department of Economics  
University of Piraeus in partial fulfillment of the requirements  
of the degree of M.Sc. in Health Economics and Management  
Piraeus, Greece, 2026

## ΒΕΒΑΙΩΣΗ ΕΚΠΟΝΗΣΗΣ ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗΣ ΕΡΓΑΣΙΑΣ

«Δηλώνω υπεύθυνα ότι το έργο που εκπονήθηκε και παρουσιάζεται στην υποβαλλόμενη διπλωματική εργασία, έχει γραφτεί από εμένα αποκλειστικά στο σύνολό της. Δεν έχει υποβληθεί ούτε έχει εγκριθεί στο πλαίσιο κάποιου άλλου μεταπτυχιακού προγράμματος ή προπτυχιακού τίτλου σπουδών, ούτε είναι εργασία ή τμήμα εργασίας ακαδημαϊκού ή επαγγελματικού χαρακτήρα.

Δηλώνω επίσης ότι αναφέρονται καταλλήλως στο σύνολό τους οι πηγές στις οποίες ανέτρεξα για την εκπόνηση της συγκεκριμένης εργασίας. Παράβαση της ανωτέρω ακαδημαϊκής μου ευθύνης αποτελεί ουσιώδη λόγο για την ανάκληση του πτυχίου μου».

Όνοματεπώνυμο

Μαυροειδή Παρυσμειά

Υπογραφή Μεταπτυχιακού Φοιτητή

.....  


## **Ευχαριστίες**

Θα ήθελα να ευχαριστήσω αρχικά την οικογένεια μου και ιδιαίτερος την αδερφή μου, Μάρα, για τη στήριξη καθ' όλη τη διάρκεια των σπουδών μου. Ακόμα να ευχαριστήσω, τον υπεύθυνο καθηγητή, κύριο Βοζίκη, για την καθοδήγηση και τη βοήθεια.

## ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ

Περίληψη.....	8
Abstract .....	9
Εισαγωγή.....	10
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1.....	12
ΥΓΕΙΑ ΚΑΙ ΝΕΕΣ ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΕΣ .....	12
1.1. Νέες τεχνολογίες στο σύστημα Υγείας .....	12
1.2 Κανονισμοί Ε.Ε. και μέτρα για εφαρμογή νέων τεχνολογιών .....	15
1.3. Τεχνητή νοημοσύνη (AI) .....	18
1.4 Τεχνητή νοημοσύνη στην υγεία.....	20
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2.....	25
ΣΥΝΘΕΤΙΚΑ ΔΕΔΟΜΕΝΑ.....	26
2.1. Ορισμός συνθετικών δεδομένων.....	26
2.2. Ιστορική αναδρομή συνθετικών δεδομένων.....	29
2.3. Πρακτικές εφαρμογές συνθετικών δεδομένων.....	31
2.4. Συνθετικά δεδομένα στην υγεία.....	35
2.4.1. Συνθετικά δεδομένα και ψηφιακά δίδυμα .....	38
2.4.2. Πιθανές παγίδες.....	39
2.5. Πλεονεκτήματα/μειονεκτήματα συνθετικών δεδομένων .....	42
2.6. Ζητήματα προστασίας της ιδιωτικής ζωής και ρυθμιστικές αρχές .....	48
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3.....	55
ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗ ΣΥΝΘΕΤΙΚΩΝ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ ΣΤΗΝ ΥΓΕΙΑ .....	56
3.1. Αξιολόγηση συνθετικών δεδομένων ασθενών .....	56
3.2. Μέτρηση αξιολόγησης για συνθετικά δεδομένα .....	59
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4.....	63
ΣΥΝΘΕΤΙΚΑ ΔΕΔΟΜΕΝΑ ΚΑΙ ΕΦΑΡΜΟΓΕΣ ΣΤΗΝ ΥΓΕΙΑ.....	63
4.1. Εφαρμογές συνθετικών δεδομένων στην υγειονομική περίθαλψη .....	63

<b>4.2. Μελέτες περιπτώσεων.....</b>	<b>67</b>
<b>4.2.1. Γαστροπροστασία .....</b>	<b>67</b>
<b>4.2.2. Έμφραγμα του μυοκαρδίου .....</b>	<b>68</b>
<b>4.2.3. Οξεία καρδιακή ανεπάρκεια.....</b>	<b>70</b>
<b>4.2.4. Υπογλυκαιμία σε ασθενείς με διαβήτη.....</b>	<b>71</b>
<b>4.2.5. Συνθετικά δεδομένα για την έρευνα του καρκίνου του μαστού .....</b>	<b>72</b>
<b>Συμπέρασμα .....</b>	<b>75</b>
<b>Βιβλιογραφία.....</b>	<b>77</b>

#### Κατάλογος εικόνων

Εικόνα 1 Χορήγηση PPI (%) σε ασθενείς που έλαβαν αντιαιμοπεταλιακά φάρμακα (AT2) κλοπιδογρέλη, πρασουγρέλη ή τικαγρελόρη ή διπλή αντιαιμοπεταλιακή αγωγή (DAT). Πηγή: Reiner Benaim et al., (2020).....	
Εικόνα 2 Λόγοι κινδύνου με διαστήματα εμπιστοσύνης 95% για CHF ή θνησιμότητα εντός 180 ημερών από την πρωτογενή PCI με βάση πραγματικά δεδομένα (μπλε) και πέντε συνθετικά σύνολα δεδομένων (πράσινο). Πηγή: Reiner Benaim et al., (2020). .....	
Εικόνα 3 Λόγοι κινδύνου με διαστήματα εμπιστοσύνης ανά επίπεδο BUN κατά την εισαγωγή, που προέκυψαν από την αναλογική παλινδρόμηση κινδύνου Cox με βάση πραγματικά δεδομένα και πέντε συνθετικά σύνολα δεδομένων. Πηγή:Reiner Benaim et al., (2020). .....	
Εικόνα 4 ροβλέψεις κινδύνου με διαστήματα εμπιστοσύνης 95% για θεραπείες με ινσουλίνη detemir και glargine για ένα εύρος τιμών αλβουμίνης, με βάση τα πραγματικά δεδομένα (πάνω αριστερά) και πέντε συνθετικά σύνολα δεδομένων (άλλα πλαίσια). Πηγή: Reiner Benaim et al., (2020).....	
Εικόνα 5 Αποτελέσματα κινδύνου αποκάλυψης πνευματικής ιδιοκτησίας χρησιμοποιώντας τρία γενετικά μοντέλα. Πηγή: El Kababji, et. al., (2023).....	

## **Συνθετικά δεδομένα: ευκαιρίες και προκλήσεις εφαρμογής τους στο χώρο της υγείας**

**Σημαντικοί Όροι:** Συνθετικά δεδομένα, Υγειονομική περίθαλψη, Τεχνητή νοημοσύνη (AI), Προστασία δεδομένων.

### **Περίληψη**

Η ταχεία ψηφιοποίηση της υγειονομικής περίθαλψης έχει δημιουργήσει τεράστιες ποσότητες δεδομένων ασθενών, δημιουργώντας άνευ προηγουμένου ευκαιρίες για έρευνα, κλινική καινοτομία και εξατομικευμένη ιατρική. Ωστόσο, η χρήση πραγματικών δεδομένων ασθενών συχνά περιορίζεται από ανησυχίες σχετικά με την προστασία της ιδιωτικής ζωής, την περιορισμένη προσβασιμότητα και τους κανονιστικούς περιορισμούς. Τα συνθετικά δεδομένα, τεχνητά παραγόμενα δεδομένα που διατηρούν τις στατιστικές ιδιότητες των πραγματικών συνόλων δεδομένων χωρίς να εκθέτουν ευαίσθητες πληροφορίες, έχουν αναδειχθεί ως μια πολλά υποσχόμενη λύση σε αυτές τις προκλήσεις. Η παρούσα μελέτη διερευνά τις ευκαιρίες και τις προκλήσεις που συνδέονται με την εφαρμογή των συνθετικών δεδομένων στην υγειονομική περίθαλψη. Τα συνθετικά δεδομένα προσφέρουν πολλαπλά πλεονεκτήματα, όπως τη δυνατότητα βελτίωσης των μοντέλων τεχνητής νοημοσύνης (AI), την υποστήριξη της κλινικής έρευνας, τη δυνατότητα προγνωστικής ανάλυσης και τη διευκόλυνση της ανάπτυξης ψηφιακών δίδυμων. Μπορούν να μετριάσουν την έλλειψη δεδομένων, να υποστηρίξουν την εκπαίδευση αλγορίθμων μηχανικής μάθησης και να επιταχύνουν την αξιολόγηση καινοτόμων παρεμβάσεων. Η διάθεση δημόσια προσβάσιμων συνθετικών συνόλων δεδομένων και έτοιμων εργαλείων δημιουργίας υπογραμμίζει το αυξανόμενο ενδιαφέρον για την αξιοποίηση των συνθετικών δεδομένων στην έρευνα, την ανάπτυξη λογισμικού και την καινοτομία στον τομέα της πληροφορικής για την υγεία. Παρά τις ευκαιρίες αυτές, η υιοθέτηση των συνθετικών δεδομένων στον τομέα της υγειονομικής περίθαλψης αντιμετωπίζει σημαντικές προκλήσεις. Η διασφάλιση της πιστότητας, της ποιότητας και της αντιπροσωπευτικότητας των συνθετικών συνόλων δεδομένων είναι ζωτικής σημασίας για την αποφυγή μεροληψίας, παρερμηνείας και λανθασμένων αποφάσεων. Τα ρυθμιστικά και ηθικά πλαίσια πρέπει να εξελίσσονται παράλληλα, προκειμένου να προστατεύεται η ιδιωτικότητα των ασθενών και να διατηρείται η εμπιστοσύνη του κοινού. Οι χρήστες πρέπει να αξιολογούν προσεκτικά την καταλληλότητα και τους περιορισμούς των συνθετικών συνόλων δεδομένων για τις προβλεπόμενες εφαρμογές τους.

# **Synthetic data: opportunities and challenges for its application in healthcare**

**Keywords:** Synthetic data, Healthcare, Artificial intelligence (AI), Data protection.

## **Abstract**

The rapid digitization of healthcare has generated vast amounts of patient data, creating unprecedented opportunities for research, clinical innovation, and personalized medicine. However, the use of real patient data is often limited by privacy concerns, limited accessibility, and regulatory restrictions. Synthetic data, artificially generated data that retains the statistical properties of real data sets without exposing sensitive information, has emerged as a promising solution to these challenges. This review explores the opportunities and challenges associated with the application of synthetic data in healthcare. Synthetic data offers multiple advantages, such as the ability to improve artificial intelligence (AI) models, support clinical research, enable predictive analytics, and facilitate the development of digital twins. By providing realistic but anonymous data sets, they can mitigate data shortages, support the training of machine learning algorithms, and accelerate the evaluation of innovative interventions. The availability of publicly accessible synthetic datasets and ready-made creation tools underscores the growing interest in the use of synthetic data in research, software development, and innovation in the field of health informatics. Despite these opportunities, the adoption of synthetic data in the healthcare sector faces significant challenges. Ensuring the fidelity, quality, and representativeness of synthetic datasets is crucial to avoid bias, misinterpretation, and incorrect decisions. Regulatory and ethical frameworks must evolve in parallel to protect patient privacy and maintain public trust. Users must carefully evaluate the suitability and limitations of synthetic datasets for their intended applications.

## Εισαγωγή

Τα δεδομένα συμβάλλουν σημαντικά στη βελτίωση της παροχής υγειονομικής περίθαλψης, της δημόσιας υγείας, της έρευνας και των καινοτομιών που αποσκοπούν στην υπέρβαση των εμποδίων και στην αναβάθμιση της ποιότητας της περίθαλψης. Η έγκαιρη πρόσβαση σε πραγματικά δεδομένα επιτρέπει στους ερευνητές να ενημερώνονται για την ανάπτυξη νέων θεραπειών, να ενθαρρύνουν τη χάραξη πολιτικών βάσει τεκμηριωμένων στοιχείων, να βελτιώνουν την αξιολόγηση των προγραμμάτων και να βελτιώνουν την αντιμετώπιση των επιδημιών (Doshi et al., 2016).

Η πλειονότητα των βάσεων δεδομένων για την υγεία δεν είναι εύκολα προσβάσιμες λόγω της παρουσίας προσωπικών δεδομένων. Τα αναγνωρίσιμα αρχεία δεν μπορούν να ανταλλάσσονται εύκολα, καθώς οι οργανισμοί πρέπει να τηρούν συγκεκριμένους κανόνες, όπως ο νόμος Health Insurance Portability and Accountability Act του 1996 (HIPAA) στις Ηνωμένες Πολιτείες (Yozwiak et al., 2015). Οι ερευνητές και οι αναλυτές αντιμετωπίζουν συνεχώς πολλά εμπόδια στην απόκτηση συνόλων δεδομένων. Οι προϋποθέσεις πρόσβασης στα δεδομένα, όπως η ανάγκη σύναψης συμφωνιών χρήσης δεδομένων, η υποβολή και έγκριση ολοκληρωμένων πρωτοκόλλων, η συμπλήρωση εντύπων αιτήσεων δεδομένων, η έγκριση από επιτροπή δεοντολογίας και τα έξοδα που συνδέονται με την πρόσβαση σε μη δημόσιες πληροφορίες, εξακολουθούν να αποτελούν προκλήσεις (Levenstein et al., 2018).

Καθώς αυξάνεται η ζήτηση για πρόσβαση σε αρχεία που μπορούν να ταυτοποιηθούν για ερευνητικούς σκοπούς, οι οργανισμοί αναπτύσσουν καινοτόμες μεθόδους για τη βελτίωση της προσβασιμότητας των δεδομένων. Η δημιουργία και η χρήση συνθετικών συνόλων δεδομένων μπορεί να μετριάσει αποτελεσματικά πολλά εμπόδια πρόσβασης, ιδιωτικότητας και εμπιστευτικότητας (Surendra & Mohan, 2017). Τα συνθετικά σύνολα δεδομένων αποτελούνται εξ ολοκλήρου ή εν μέρει από μη αυθεντικά μικροδεδομένα που δημιουργούνται τεχνητά με ή χωρίς τα αρχικά δεδομένα. Στον τομέα της υγειονομικής περίθαλψης, τα συνθετικά δεδομένα μπορεί να αναφέρονται σε ένα σύνολο ηλεκτρονικών φακέλων υγείας (EHR) στο οποίο οι πληροφορίες που μπορούν να ταυτοποιήσουν τους ασθενείς και άλλα ευαίσθητα δεδομένα αντικαθίστανται με πλασματικά δεδομένα για να αποτραπεί η ταυτοποίηση. Ένα συνθετικό σύνολο δεδομένων μπορεί επίσης να περιλαμβάνει αρχεία EHR στα οποία όλα τα αρχικά δεδομένα συντίθενται για να δημιουργήσουν ένα πλήρως πλασματικό αρχείο. Στην επόμενη ενότητα αναλύεται ο επίσημος ορισμός και οι τύποι. Αν και τα συνθετικά δεδομένα διαθέτουν σημαντικό δυναμικό για την ενίσχυση της τεκμηριωμένης χάραξης

πολιτικής, της έρευνας και της καινοτομίας, εξακολουθούν να υπάρχουν ζητήματα σχετικά με την αναπτυξιακή τους ικανότητα και την εμπιστοσύνη στη χρήση τους (Dalibor Stanimirović & Zaletel, 2023).

# ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1

## ΥΓΕΙΑ ΚΑΙ ΝΕΕΣ ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΕΣ

### 1.1. Νέες τεχνολογίες στο σύστημα Υγείας

Το σύστημα υγείας αντιμετωπίζει ποικίλες προκλήσεις. Η Ελλάδα καλείται να ικανοποιήσει τις απαιτήσεις και τις προσδοκίες των πολιτών της. Συνεπώς, είναι επιτακτική ανάγκη να επιτευχθεί ισορροπία μεταξύ των αυξανόμενων δαπανών για την υγειονομική περίθαλψη — που οφείλονται στην αύξηση του αριθμού των ανασφάλιστων ατόμων, στη συνεχή άφιξη προσφύγων, στη γήρανση του πληθυσμού και στην αύξηση των χρόνιων και εκφυλιστικών ασθενειών — και της βελτιστοποίησης της χρήσης των μειούμενων πόρων, τόσο υλικών όσο και ανθρώπινων (Kentikelenis et al., 2011). Αυτό απαιτεί την προσαρμογή της υγειονομικής περίθαλψης στις σύγχρονες συνθήκες και τη χρήση ψηφιακών τεχνολογιών για την ανακούφιση της πίεσης στα νοσοκομεία και τη μείωση των ιατρικών και φαρμακευτικών δαπανών (Χαλκιά & Βαρακλιώτη, 2015).

Ο όρος «ηλεκτρονική υγεία», όπως ορίζεται από τον Παγκόσμιο Οργανισμό Υγείας (ΠΟΥ) και την Ευρωπαϊκή Επιτροπή, περιλαμβάνει ένα ευρύ φάσμα προϊόντων, συστημάτων και εργαλείων που χρησιμοποιούν προηγμένες τεχνολογίες πληροφοριών και επικοινωνιών (ΤΠΕ) για τη βελτίωση της διαχείρισης της υγείας και της συνολικής ευημερίας (World Health Organization, 2016).

Αυτές οι ηλεκτρονικές εφαρμογές απευθύνονται τόσο στους επαγγελματίες του τομέα της υγείας όσο και στους ασθενείς/χρήστες, χρησιμοποιώντας μια ολοκληρωμένη στρατηγική που περιλαμβάνει την πρόληψη, τη διάγνωση, τη θεραπεία και την παρακολούθηση (Kwankam, 2004).

Η ηλεκτρονική υγεία είναι ένας αναδυόμενος τομέας που ενσωματώνει την ιατρική πληροφορική, τη δημόσια υγεία και την επιχειρησιακή έρευνα. Η εφαρμογή της επικεντρώνεται στην άμεση, νόμιμη, υψηλής ποιότητας και ασφαλή παροχή υπηρεσιών υγείας ή φροντίδας μέσω του διαδικτύου και άλλων προσβάσιμων τεχνολογιών επικοινωνίας (Μανδραβέλη, 2023).

Στην Ελλάδα, η εφαρμογή της εντάσσεται στο ελληνικό e-GIF (πλαίσιο διαλειτουργικότητας της ηλεκτρονικής διακυβέρνησης) και στο πλαίσιο ηλεκτρονικής διαχείρισης πληροφοριών, όπως περιγράφεται στην ψηφιακή στρατηγική 2006-2013 με στόχο την προσαρμογή των υπηρεσιών στις σύγχρονες απαιτήσεις (Σούμπλης & Πούλης 2012).

Το ελληνικό πλαίσιο ανοικτής διακυβέρνησης οριοθετεί τις διατάξεις του ευρωπαϊκού σχεδίου δράσης eEurope 2005-eGovernment και του προγράμματος eEurope-i2010, τα οποία επιβάλλουν την ηλεκτρονική παροχή υπηρεσιών σε τέσσερις τομείς: ηλεκτρονική διακυβέρνηση, ηλεκτρονική υγεία, ηλεκτρονική μάθηση και ηλεκτρονικό εμπόριο (Αλεξόπουλος, 2011).

Το Εθνικό Συμβούλιο Διακυβέρνησης της Ηλεκτρονικής Υγείας (ΕΣΔΥ) ιδρύθηκε το 2015 με σκοπό την προώθηση πρωτοβουλιών στον τομέα της ηλεκτρονικής υγείας και λειτουργεί υπό την εποπτεία του Υπουργείου Υγείας (Βουτσίδου κ.α., 2019).

Η ηλεκτρονική υγεία δεν παρέχει απλώς τεχνολογικές και διαδικαστικές απαντήσεις στις απαιτήσεις της υγειονομικής περίθαλψης, αλλά και αξιόπιστες εφαρμογές υποστήριξης που αποσκοπούν να εξυπηρετήσουν τα άτομα ως υποκείμενα και αποδέκτες των παρεχόμενων υπηρεσιών υγειονομικής περίθαλψης. Τα μέσα που χρησιμοποιούνται για την προώθηση της ηλεκτρονικής υγείας είναι πιο αποτελεσματικά, φιλικά προς τον χρήστη και ευρέως αποδεκτά τόσο από τους επαγγελματίες του τομέα της υγείας όσο και από τους ασθενείς.

Οι εφαρμογές ηλεκτρονικής υγείας περιλαμβάνουν ηλεκτρονικά αρχεία ασθενών, ηλεκτρονικές κάρτες υγείας, ηλεκτρονική συνταγογράφηση, τη δημιουργία συστημάτων τηλεπαρακολούθησης και τηλεδιαβούλευσης, καθώς και ηλεκτρονική παραπομπή και ηλεκτρονική πληρωμή ιατρικών εξόδων. Το ηλεκτρονικό αρχείο ασθενών, ή ηλεκτρονικός φάκελος υγείας, είναι ένα ψηφιακό αρχείο όπου καταγράφονται και αποθηκεύονται οι ιατρικές πληροφορίες των ασθενών, ώστε να είναι προσβάσιμες από οποιοδήποτε ίδρυμα υγείας ή εξουσιοδοτημένο ιατρό (Παπαδάκης, 2006).

Το ηλεκτρονικό αρχείο περιλαμβάνει δεδομένα σχετικά με το ιστορικό κάθε ασθενούς, συμπεριλαμβανομένων των ημερομηνιών προσέλευσης, της χρήσης των υπηρεσιών υγείας εξωτερικών ασθενών, των εισαγωγών ή επανεισαγωγών σε υγειονομικές εγκαταστάσεις, της διάρκειας της παραμονής, των αποτελεσμάτων των εργαστηριακών εξετάσεων που πραγματοποιήθηκαν, των φαρμάκων που χορηγήθηκαν και άλλων θεραπευτικών παρεμβάσεων, των πληροφοριών χρέωσης για τις υπηρεσίες που προσφέρθηκαν και των αναφορών για έκτακτα περιστατικά (Sullivan & Decker, 2009).

Η ηλεκτρονική κάρτα υγείας εκπληρώνει την ίδια λειτουργία, προσφέροντας μια λεπτομερή περίληψη της κατάστασης της υγείας του κατόχου. Η ενσωμάτωση ηλεκτρονικών προγραμμάτων, όπως η ηλεκτρονική συνταγογράφηση, στη φαρμακευτική πολιτική βελτιώνει σημαντικά την ορθολογική διαχείριση των φαρμακευτικών υπηρεσιών, εξασφαλίζοντας κατάλληλη και οικονομικά αποδοτική περίθαλψη και μειώνοντας ταυτόχρονα τις δαπάνες (Γκόλνα κ.α., 2005).

Η ηλεκτρονική καταγραφή των συνταγών από τους γιατρούς με τη χρήση εξατομικευμένων κωδικών, σε συνδυασμό με την υποχρεωτική συνταγογράφηση με βάση το δραστικό συστατικό αντί του εμπορικού ονόματος, διευκολύνει την ευρεία διανομή οικονομικά αποδοτικών γενόσημων φαρμάκων και την ηλεκτρονική παρακολούθηση σε πραγματικό χρόνο των πρακτικών συνταγογράφησης (Mossialos et al., 2004).

Οι ευκαιρίες που προσφέρουν οι αναδυόμενες τεχνολογίες πολλαπλασιάζονται επίσης στους τομείς της τηλεϊατρικής, της τηλεπαρακολούθησης και της τηλεδιαβούλευσης. Η τηλεϊατρική, που ορίζεται ως η απομακρυσμένη υποστήριξη ή η παροχή υπηρεσιών υγείας από εξειδικευμένο και κατάλληλα εκπαιδευμένο ιατρικό και νοσηλευτικό προσωπικό, βελτιώνει σημαντικά την άμεση θεραπεία δυνητικά επικίνδυνων διαταραχών της υγείας. Κατά συνέπεια, αποτελεί μεταφορά τεχνογνωσίας και όχι μεταφορά ασθενών. Το κύριο όφελος της είναι ότι διευκολύνει την απομακρυσμένη βοήθεια για τη θεραπεία ασθενών σε τοπικές κλινικές από γενικούς ιατρούς (Peetso, 2017).

Μια εξέλιξη στην τηλεϊατρική είναι η παροχή υπηρεσιών υγειονομικής περίθαλψης κατ' οίκον, που διευκολύνει την απομακρυσμένη παρακολούθηση και διαχείριση των ασθενών. Φορητές ηλεκτρονικές συσκευές καταγραφής παρέχουν δεδομένα στον συνοδό ιατρό, ο οποίος, έχοντας τα απαραίτητα έγγραφα, προσφέρει ολοκληρωμένη καθοδήγηση στον ασθενή-χρήστη. Το σύστημα αυτό έχει σχεδιαστεί ειδικά για ασθενείς με καρδιαγγειακές παθήσεις, πνευμονικές παθήσεις, υπέρταση και διαβήτη που χρειάζονται μακροχρόνια παρακολούθηση. Μπορεί επίσης να χρησιμοποιηθεί για την παρακολούθηση ασθενών με διαφορετικές ανάγκες φροντίδας, συμπεριλαμβανομένων των μετεγχειρητικών ή ψυχιατρικών ασθενών (Organisation for Economic Co-operation and Development, 2013).

Οι ειδικοί στον τομέα της υγείας που παρέχουν απομακρυσμένη φροντίδα μπορούν να ερμηνεύουν ακτινογραφίες, να λαμβάνουν το ιστορικό των ασθενών, να αξιολογούν τα αποτελέσματα των εργαστηριακών εξετάσεων και να προτείνουν θεραπείες. Αυτό μειώνει τα λειτουργικά έξοδα, ενώ παράλληλα δημιουργείται μια συνεχώς διευρυνόμενη «ηλεκτρονική

βιβλιοθήκη» κατάλληλη για ερευνητικές και εκπαιδευτικές εφαρμογές (Coopers, 2013). Ένας τομέας της ηλεκτρονικής υγείας περιλαμβάνει τη χρήση κινητών τηλεφώνων, που αναφέρεται ως κινητή υγεία (m-Health). Τα κινητά τηλέφωνα έχουν γίνει οι πιο φιλικές προς τον χρήστη συσκευές σήμερα, εξελισσόμενα σε προσωπικά αντικείμενα που χρησιμοποιούνται από την πλειονότητα των ανθρώπων. Μπορούν να χρησιμοποιηθούν στην ηλεκτρονική υγεία με πολλές δυνατότητες: ενημέρωση των ασθενών μέσω αυτοματοποιημένων μηνυμάτων σχετικά με τη συμμόρφωση στη φαρμακευτική αγωγή, τα προγράμματα ραντεβού ή υπενθυμίσεις για εγκύους σχετικά με τα διάφορα στάδια της εγκυμοσύνης ή οδηγίες σε σπάνιες περιπτώσεις (Kickbusch & Behrendt, 2013).

Τα ρομπότ αντιπροσωπεύουν έναν ξεχωριστό τύπο τεχνολογίας. Αυτά τα ρομπότ επιτυγχάνουν αυτονομία μέσω αισθητήρων και/ή ανταλλαγής δεδομένων του περιβάλλοντος (διασυνδεσιμότητα), αναλύουν αυτά τα δεδομένα, διαθέτουν την ικανότητα αυτόνομης μάθησης μέσω της εμπειρίας και της αλληλεπίδρασης (προαιρετικό κριτήριο), παρέχουν τουλάχιστον ελάχιστη φυσική υποστήριξη, προσαρμόζουν τη συμπεριφορά και τις ενέργειές τους στο περιβάλλον τους και στερούνται βιολογικής ζωής (Maibaum et al., 2021). Οι εφαρμογές της ρομποτικής στην ιατρική επιστήμη μπορούν να είναι εκτεταμένες. Από τη βασική παροχή διατροφής σε έναν ασθενή, έως τη βοήθεια στη διάγνωση, τη θεραπεία, τον υπολογισμό της απαραίτητης φαρμακευτικής δόσης και την εκτέλεση περίπλοκων ρομποτικών χειρουργικών επεμβάσεων. Η ρομποτική χρησιμοποιείται πλέον σε κάποιες χώρες και σε μεθόδους υποβοηθούμενης αναπαραγωγής, όπως για παράδειγμα στη μεταμόσχευση μιτοχονδρίων με την μέθοδο της μεταφοράς της μητρικής ατράκτου ή της μεταφοράς των μητρικών χρωμοσωμάτων (Maternal Spindle Transfer, MST) ή της προπυρηνικής μεταφοράς (Pronuclear Transfer, PNT). Τα ρομπότ χρησιμοποιούνται στην αποκατάσταση ασθενών που έχουν υποστεί εγκεφαλικό επεισόδιο (Μολλάκη, 2017).

## **1.2 Κανονισμοί Ε.Ε. και μέτρα για εφαρμογή νέων τεχνολογιών**

Η ευρωπαϊκή στρατηγική για τα δεδομένα υποστηρίζει τη δημιουργία ξεχωριστών κοινών ευρωπαϊκών χώρων δεδομένων για κάθε τομέα. Ο κανονισμός για τον ευρωπαϊκό χώρο

δεδομένων για την υγεία (EHDS) εγκρίθηκε το 2024 και θα τεθεί σε ισχύ το 2027. Αυτό το οικοσύστημα ειδικά για την υγεία περιλαμβάνει κανονισμούς, τυποποιημένες πρακτικές και ένα πλαίσιο διακυβέρνησης που αποσκοπεί στην ενίσχυση της ψηφιακής πρόσβασης και του ελέγχου των ατόμων επί των ηλεκτρονικών δεδομένων τους για την υγεία, τόσο σε εθνικό επίπεδο όσο και σε επίπεδο ΕΕ, στη διευκόλυνση της ελεύθερης κυκλοφορίας τους και στην προώθηση μιας πραγματικής ενιαίας αγοράς για τα συστήματα ηλεκτρονικών φακέλων υγείας, τα συναφή ιατρικά βοηθήματα και τα συστήματα τεχνητής νοημοσύνης υψηλού κινδύνου. Στόχος του είναι να θεσπίσει ένα συνεπές, αξιόπιστο και αποδοτικό πλαίσιο για τη χρήση των δεδομένων υγείας στην έρευνα, την καινοτομία, τη χάραξη πολιτικής και τις ρυθμιστικές προσπάθειες (Kolfshoeten & Oirschot, 2024).

Το άρθρο 2 του κανονισμού περιγράφει τις μεθόδους με τις οποίες τα δεδομένα μπορούν να χρησιμοποιηθούν για κύριους και δευτερεύοντες σκοπούς. Η κύρια χρήση των ηλεκτρονικών δεδομένων υγείας χαρακτηρίζεται από την επεξεργασία προσωπικών ηλεκτρονικών πληροφοριών υγείας με σκοπό την παροχή υπηρεσιών υγείας που αποσκοπούν στην αξιολόγηση, τη διατήρηση ή την αποκατάσταση της κατάστασης της υγείας του ατόμου στο οποίο αναφέρονται τα δεδομένα. Αυτό περιλαμβάνει τη συνταγογράφηση, τη διάθεση και την παροχή φαρμάκων και ιατρικών συσκευών, καθώς και τις συναφείς υπηρεσίες κοινωνικής ασφάλισης, διοικητικές υπηρεσίες ή υπηρεσίες αποζημίωσης. Η δευτερεύουσα χρήση ηλεκτρονικών δεδομένων υγείας αναφέρεται στη χρήση των δεδομένων αυτών για σκοπούς έρευνας και ανάπτυξης. Τα δεδομένα που χρησιμοποιούνται μπορούν να περιλαμβάνουν προσωπικές ηλεκτρονικές πληροφορίες υγείας που συλλέγονται πρωτίστως, καθώς και ηλεκτρονικά δεδομένα υγείας που συλλέγονται για δευτερεύοντες σκοπούς (Pisapia et al., 2022).

Το άρθρο 34 του κανονισμού ορίζει τους σκοπούς για τους οποίους τα ηλεκτρονικά δεδομένα υγείας μπορούν να χρησιμοποιηθούν για δευτερεύοντες σκοπούς. Οι σκοποί περιλαμβάνουν τη χρήση δεδομένων για την προώθηση νέων προϊόντων και τεχνολογιών. Οι φαρμακευτικές εταιρείες μπορούν να υποβάλουν αίτηση για τη χρήση των δεδομένων, τα οποία θα τους παρέχονται σε ανώνυμη μορφή (άρθρο 47). Ο παρών κανονισμός αποτελεί ειδική νομοθεσία που αφορά το Γενικό Κανονισμό για την Προστασία Δεδομένων και απευθύνεται σε διάφορους φορείς και ενδιαφερόμενα μέρη, συμπεριλαμβανομένων των ασθενών, της βιομηχανίας, των δημόσιων και ιδιωτικών παρόχων υγειονομικής περίθαλψης, των κρατών και των οργανισμών (Quinn et al., 2024).

Ο νόμος 4961/2022, με τίτλο «Αναδυόμενες τεχνολογίες πληροφοριών και επικοινωνιών, ενίσχυση της ψηφιακής διακυβέρνησης και άλλες διατάξεις», σηματοδοτεί τα αρχικά νομοθετικά μέτρα των ελληνικών αρχών για τη θέσπιση ενός κατάλληλου θεσμικού πλαισίου για τη νόμιμη και ασφαλή χρήση της τεχνητής νοημοσύνης από οργανισμούς του δημόσιου και του ιδιωτικού τομέα, καθώς και για τις εφαρμογές του Διαδικτύου των Πραγμάτων. Η νομοθεσία αυτή υποχρεώνει τους φορείς του δημόσιου τομέα που χρησιμοποιούν συστήματα τεχνητής νοημοσύνης να διενεργούν αλγοριθμική εκτίμηση επιπτώσεων πριν από την έναρξη λειτουργίας του συστήματος, σύμφωνα με τις απαιτήσεις εκτίμησης επιπτώσεων για την προστασία των δεδομένων που ορίζονται στο άρθρο 35 του GDPR. Το άρθρο 5 παράγραφος 2 ορίζει ότι η αλγοριθμική εκτίμηση επιπτώσεων πρέπει να λαμβάνει υπόψη τον επιδιωκόμενο σκοπό, ιδίως το δημόσιο συμφέρον που εξυπηρετεί η χρήση του συστήματος, τις δυνατότητές του, τις τεχνικές προδιαγραφές και τις παραμέτρους λειτουργίας του τα είδη και τις κατηγορίες των αποφάσεων που λαμβάνονται ή των μέτρων που λαμβάνονται με τη συμμετοχή ή την υποστήριξη του συστήματος, τις κατηγορίες δεδομένων που συλλέγονται, υποβάλλονται σε επεξεργασία ή παράγονται από το σύστημα, τους πιθανούς κινδύνους για τα δικαιώματα, τις ελευθερίες και τα έννομα συμφέροντα των φυσικών ή νομικών προσώπων που επηρεάζονται από την απόφαση, καθώς και τα αναμενόμενα οφέλη για την κοινωνία σε σχέση με τους πιθανούς κινδύνους και επιπτώσεις που συνδέονται με τη χρήση του συστήματος, ιδίως όσον αφορά τη φυλετική, εθνοτική, κοινωνική ή ηλικιακή δημογραφία, συμπεριλαμβανομένων των ατόμων με αναπηρίες ή χρόνιες ασθένειες (νόμος 4961/2022).

Επιπλέον, σύμφωνα με το άρθρο 8 του προαναφερθέντος νόμου, κάθε δημόσιος φορέας που χρησιμοποιεί τεχνητή νοημοσύνη υποχρεούται να τηρεί μητρώο συστημάτων τεχνητής νοημοσύνης. Ωστόσο, η προαναφερθείσα νομοθεσία επιβάλλει απαιτήσεις στις επιχειρήσεις του ιδιωτικού τομέα, ιδίως όσον αφορά τη χρήση τεχνητής νοημοσύνης στον χώρο εργασίας. Σύμφωνα με το άρθρο 9 του νόμου 4961/2022, κάθε φορέας του ιδιωτικού τομέα που χρησιμοποιεί σύστημα τεχνητής νοημοσύνης το οποίο επηρεάζει τις διαδικασίες λήψης αποφάσεων σχετικά με τους εργαζομένους ή τους υποψηφίους για θέση εργασίας, επηρεάζοντας έτσι τις συνθήκες εργασίας, την επιλογή, την πρόσληψη ή την αξιολόγηση, πρέπει να παρέχει ολοκληρωμένες και διαφανείς πληροφορίες σε κάθε εργαζόμενο ή υποψήφιο για θέση εργασίας πριν από την αρχική εφαρμογή του συστήματος. Οι πληροφορίες αυτές πρέπει να περιλαμβάνουν τουλάχιστον τα κριτήρια στα οποία βασίζεται η απόφαση, εκτός από τις περιπτώσεις όπου απαιτείται προηγούμενη κοινοποίηση και διαβούλευση. Επιπλέον, η οντότητα πρέπει να τηρεί τις αρχές της ίσης μεταχείρισης και της μη διάκρισης στην

απασχόληση και την εργασία λόγω φύλου, φυλής, χρώματος, καταγωγής, γενετικής προέλευσης, θρησκείας ή άλλων πεποιθήσεων, αναπηρίας ή χρόνιας ασθένειας, ηλικίας, οικογενειακής ή κοινωνικής κατάστασης, σεξουαλικού προσανατολισμού, ταυτότητας φύλου ή χαρακτηριστικών. Ο νόμος αυτός περιλαμβάνει διατάξεις σχετικά με την τεχνητή νοημοσύνη καθώς και το Διαδίκτυο των Πραγμάτων (ΔτΠ) (Νόμος 4961/2022).

Το άρθρο 32 του νόμου 4961/2022 ορίζει ότι οι συσκευές ΔτΠ πρέπει να σχεδιάζονται και να κατασκευάζονται κατά τρόπο ώστε να διατηρούν επαρκές επίπεδο ασφάλειας στον κυβερνοχώρο καθ' όλη τη διάρκεια του κύκλου ζωής τους και να αποτρέπουν μη εξουσιοδοτημένες προσπάθειες τροποποίησης της χρήσης ή της απόδοσής τους. Ο κατασκευαστής πρέπει να δηλώνει ταυτόχρονα τη συμμόρφωση με τα κριτήρια ασφάλειας που καθορίζονται με την υπουργική απόφαση 57. Εάν ο κατασκευαστής διαπιστώσει ότι η συσκευή ΔτΠ δεν συμμορφώνεται με τις τεχνικές προδιαγραφές ασφάλειας, υποχρεούται να ενημερώσει την Εθνική Αρχή Κυβερνοασφάλειας (νόμος 4961/2022).

Σύμφωνα με το άρθρο 34, πριν από την παροχή μιας τεχνολογικής συσκευής ΔτΠ σε φορείς εκμετάλλευσης, κάθε εισαγωγέας ή διανομέας πρέπει να διασφαλίζει ότι ο εξοπλισμός συνοδεύεται από την προβλεπόμενη δήλωση συμμόρφωσης. Επιπλέον, ο νόμος 4967/2022 θεσπίστηκε για τη μεταφορά των οδηγιών 770/2019 και 771/2019, διευκολύνοντας την προσαρμογή του δικαίου του ηλεκτρονικού εμπορίου και των συμβάσεων για τις ψηφιακές υπηρεσίες ή το ψηφιακό περιεχόμενο. Η εν λόγω νομοθεσία, οι σχετικές διατάξεις της οποίας θα εξεταστούν στη συνέχεια, διέπει θέματα που αφορούν τις ψηφιακές συμβάσεις, προσαρμόζει το δίκαιο των πωλήσεων μέσω των άρθρων 33-60 ώστε να ευθυγραμμιστεί με τα σύγχρονα τεχνολογικά πρότυπα και τροποποιεί ορισμένα άρθρα του νόμου 2251/1994.

### **1.3. Τεχνητή νοημοσύνη (AI)**

Μέχρι πρόσφατα, ο ορισμός της τεχνητής νοημοσύνης αποδεικνυόταν δύσκολος λόγω της έλλειψης συναίνεσης εντός της επιστημονικής κοινότητας σχετικά με τον όρο. Η τεχνητή νοημοσύνη συχνά θεωρείται ως ένας γενικός όρος που περιλαμβάνει οποιαδήποτε εφαρμογή υπολογιστή που χρησιμοποιεί διάφορες μεθοδολογίες για να επιδείξει χαρακτηριστικά παρόμοια με την ανθρώπινη νοημοσύνη (Dobrev, 2012). Ο νέος κανονισμός 1689/2024 ορίζει το «σύστημα τεχνητής νοημοσύνης» ως ένα μηχανικό σύστημα που έχει σχεδιαστεί για να λειτουργεί με διαφορετικά επίπεδα αυτονομίας και είναι ικανό να επιδεικνύει

προσαρμοστικότητα μετά την εφαρμογή του, το οποίο, για ρητούς ή σιωπηρούς στόχους, παράγει δεδομένα εξόδου — όπως προβλέψεις, περιεχόμενο, συστάσεις ή αποφάσεις — από δεδομένα εισόδου, επηρεάζοντας ενδεχομένως φυσικά ή εικονικά περιβάλλοντα (2024/1689).

Ο Οργανισμός Οικονομικής Συνεργασίας και Ανάπτυξης (ΟΟΣΑ) ορίζει ένα σύστημα τεχνητής νοημοσύνης ως ένα μηχανικό σύστημα που, για ρητούς ή σιωπηρούς σκοπούς, παράγει αποτελέσματα όπως προβλέψεις, περιεχόμενο, συστάσεις ή αποφάσεις που επηρεάζουν φυσικά ή εικονικά περιβάλλοντα με βάση τα δεδομένα που λαμβάνει. Τα συστήματα τεχνητής νοημοσύνης ποικίλλουν ως προς τον βαθμό αυτονομίας και προσαρμοστικότητάς τους μετά την ανάπτυξη (Cole, 2024). Η έκθεση του ΟΟΣΑ για την Τεχνητή Νοημοσύνη στην Κοινωνία παρέχει μια λεπτομερή επεξήγηση της έννοιας του συστήματος τεχνητής νοημοσύνης. Ένα σύστημα τεχνητής νοημοσύνης, επίσης γνωστό ως «έξυπνος πράκτορας», αποτελείται από τρία βασικά στοιχεία: αισθητήρες, λειτουργική λογική και ενεργοποιητές (ΟΟΣΑ, 2019). Οι αισθητήρες συλλέγουν μη επεξεργασμένα δεδομένα από το περιβάλλον, ενώ οι ενεργοποιητές τροποποιούν τις συνθήκες του περιβάλλοντος. Οι αισθητήρες και οι ενεργοποιητές μπορούν να ταξινομηθούν ως μηχανές ή άνθρωποι (Grewal, 2014). Το κύριο πλεονέκτημα ενός συστήματος τεχνητής νοημοσύνης έγκειται στη λειτουργική του λογική. Η λειτουργική λογική παράγει αποτελέσματα για τους ενεργοποιητές ανάλογα με ένα καθορισμένο σύνολο στόχων και τα δεδομένα εισόδου από τους αισθητήρες. Αυτά εκδηλώνονται ως συστάσεις, προβλέψεις ή αποφάσεις που μπορούν να επηρεάσουν τις συνθήκες του περιβάλλοντος (Colonna, 2025).

Η μηχανική μάθηση είναι ένα υποσύνολο της τεχνητής νοημοσύνης (AI) που εστιάζει στο να επιτρέπει στους υπολογιστές να μαθαίνουν μοτίβα και να λαμβάνουν αποφάσεις χωρίς να έχουν προγραμματιστεί ρητά. Βασίζεται σε αλγόριθμους που επεξεργάζονται μεγάλα σύνολα δεδομένων για να εντοπίζουν τάσεις, συσχετίσεις και ανωμαλίες. Καθώς εισάγονται περισσότερα δεδομένα, το σύστημα βελτιώνει τις προβλέψεις του, αυξάνοντας την ακρίβεια με την πάροδο του χρόνου (Helm et. al., 2020).

Υπάρχουν τρεις κύριοι τύποι μηχανικής μάθησης: εποπτευόμενη μάθηση, μη εποπτευόμενη μάθηση και ενισχυτική μάθηση. Στην εποπτευόμενη μάθηση, ο αλγόριθμος εκπαιδεύεται σε επισημασμένα δεδομένα, επιτρέποντάς του να προβλέπει αποτελέσματα με βάση γνωστά ζεύγη εισόδου-εξόδου. Η μη εποπτευόμενη μάθηση, από την άλλη πλευρά, ασχολείται με μη επισημασμένα δεδομένα και χρησιμοποιείται για την εύρεση κρυφών δομών ή ομαδοποιήσεων στα δεδομένα. Η ενισχυτική μάθηση περιλαμβάνει έναν πράκτορα που

μαθαίνει να λαμβάνει αποφάσεις λαμβάνοντας ανταμοιβές ή ποινές σε ένα δυναμικό περιβάλλον. Η μηχανική μάθηση εφαρμόζεται ευρέως σε τομείς όπως η αναγνώριση εικόνων, η επεξεργασία φυσικής γλώσσας, η ανίχνευση απάτης, τα συστήματα συστάσεων και τα αυτόνομα οχήματα. Η αυξανόμενη επιρροή της οφείλεται στην εκθετική αύξηση της διαθεσιμότητας δεδομένων και της υπολογιστικής ισχύος (Sooiti et. al., 2023).

Τα συστήματα τεχνητής νοημοσύνης βασίζονται κυρίως σε λογισμικό, ωστόσο συχνά ενσωματώνονται σε συστήματα υλικού-λογισμικού. Ιστορικά, τα συστήματα τεχνητής νοημοσύνης επικεντρώνονταν σε «αλγόριθμους βασισμένους σε κανόνες» ικανούς να εκτελούν πολύπλοκες εργασίες εφαρμόζοντας αυτόματα κανόνες που ορίζονται από τους προγραμματιστές τους. Οι πρόσφατες εξελίξεις στην τεχνολογία της τεχνητής νοημοσύνης έχουν συγκεντρωθεί όλο και περισσότερο στους αλγόριθμους μάθησης. Πολλά συστήματα μηχανικής μάθησης απαιτούν σημαντικούς υπολογιστικούς πόρους και πρόσβαση σε εκτεταμένα σύνολα δεδομένων για να επιτύχουν τη «μάθηση». Κατά συνέπεια, παρά τις εξελίξεις στη μηχανική μάθηση, οι ερευνητές στον τομέα της τεχνητής νοημοσύνης επιμένουν να ενσωματώνουν συμβατικούς αλγόριθμους βασισμένους σε κανόνες με σύγχρονες μεθοδολογίες βασισμένες στη μάθηση (Helm et al., 2020). Ως εκ τούτου, τα σύγχρονα συστήματα τεχνητής νοημοσύνης συχνά ενσωματώνουν τόσο αλγόριθμους βασισμένους σε κανόνες όσο και αλγόριθμους βασισμένους στη μάθηση (Shchitova, 2020).

Η τεχνητή νοημοσύνη κατηγοριοποιείται ως περιορισμένη και γενική, με βάση τον βαθμό της ανθρώπινης συμμετοχής. Η περιορισμένη τεχνητή νοημοσύνη, η πιο διαδεδομένη μορφή μέχρι σήμερα, είναι ένα σύστημα σχεδιασμένο για την εκτέλεση μιας συγκεκριμένης εργασίας (Commission Assessment, 2008). Τα συστήματα περιορισμένης τεχνητής νοημοσύνης βασίζονται σε έναν συγκεκριμένο αλγόριθμο και λειτουργούν σύμφωνα με ένα προκαθορισμένο πρόγραμμα, γι' αυτό και αναφέρονται ως αδύναμη τεχνητή νοημοσύνη. Αντίθετα, η γενική (ή ισχυρή) τεχνητή νοημοσύνη παρουσιάζει χαρακτηριστικά της ανθρώπινης νοημοσύνης και της λογικής, διαθέτοντας την ικανότητα να θέτει τους δικούς της στόχους. Η ισχυρή τεχνητή νοημοσύνη μπορεί να χαρακτηριστεί ως ένα σχεδόν ανθρώπινο σύστημα που διαθέτει γνωστικές ικανότητες και εμπειρική κατανόηση, σε συνδυασμό με γρήγορες δυνατότητες επεξεργασίας δεδομένων (Shchitova, 2020).

#### **1.4 Τεχνητή νοημοσύνη στην υγεία**

Η τρέχουσα περίοδος χαρακτηρίζεται από συνεχή τεχνική και επιστημονική πρόοδο. Η απρόσκοπτη πρόσβαση και χρήση του Διαδικτύου, που κάποτε ήταν κάτι το πρωτόγνωρο, έχει πλέον καταστεί καθημερινή ανάγκη, η οποία συχνά παραβλέπεται. Η διασύνδεση αντικειμένων μέσω του Διαδικτύου (Διαδίκτυο των Πραγμάτων) και των ρομπότ δημιουργεί νέες ευκαιρίες για την επιστημονική κοινότητα. Ταυτόχρονα, η τεχνητή νοημοσύνη έχει καταστεί απτή πραγματικότητα, όπως αποδεικνύεται από τη χρήση εικονικών προσωπικών βοηθών για την οργάνωση καθημερινών εργασιών, τα αυτόνομα οχήματα και τα smartphone που προτείνουν μουσική ή εστιατόρια σύμφωνα με τις προτιμήσεις μας. Η τεχνητή νοημοσύνη, το Διαδίκτυο των Πραγμάτων και τα ρομπότ έχουν πολλά κοινά χαρακτηριστικά. Μπορούν να ενσωματώνουν συνδεσιμότητα, αυτονομία και εξάρτηση από δεδομένα για την εκτέλεση δραστηριοτήτων με ελάχιστη ή καθόλου ανθρώπινη εποπτεία (Nikolinakos, 2024).

Οι νέες τεχνολογίες διευκολύνουν αναμφίβολα την ανθρώπινη ζωή . Οι αυτοματοποιημένες διαδικασίες εξοικονομούν πολύτιμο χρόνο, ενώ η σύνδεση βελτιώνει την παροχή υπηρεσιών και διευκολύνει την πρόσβαση σε καινοτόμα προϊόντα. Ταυτόχρονα, η τεχνητή νοημοσύνη μπορεί να βοηθήσει την ανθρωπότητα να αντιμετωπίσει μερικές από τις σημαντικότερες παγκόσμιες προκλήσεις: από τη μείωση της θνησιμότητας από τροχαία ατυχήματα έως τον μετριασμό της κλιματικής αλλαγής, την πρόβλεψη απειλών για την ασφάλεια στον κυβερνοχώρο, τη διαχείριση χρόνιων ασθενειών και την ανάπτυξη συστημάτων τηλεϊατρικής. Η εφαρμογή νέων τεχνολογιών στον τομέα της υγείας, ιδίως στη δημιουργία φαρμακευτικών προϊόντων, ιατρικού εξοπλισμού και καινοτόμων υπηρεσιών υγείας, είναι ιδιαίτερα ελπιδοφόρα (Hong et al., 2021).

Η ψηφιακή υγεία, η διάρθρωση των υπηρεσιών τηλεϊατρικής και η αξιοποίηση των δεδομένων υγείας για τη δημιουργία καινοτόμων θεραπειών, τεχνολογιών υγείας και μεθόδων παροχής ιατρικής περίθαλψης αποτελούν πλέον προτεραιότητες τόσο σε ευρωπαϊκό όσο και σε εθνικό επίπεδο. Η υλοποίηση αυτών των στόχων απαιτεί την ανάπτυξη κατάλληλων συστημάτων ικανά να διαχειρίζονται σωστά τους ασθενείς και τους εργαζομένους στον τομέα της υγείας, διευκολύνοντας έτσι την ομαλή ένταξή τους σε μια δομημένη και νομικά ρυθμισμένη κοινωνία. Ωστόσο, τα αποτελέσματα της χρήσης νέων τεχνολογιών δεν ανταποκρίνονται πάντα στις προσδοκίες (Μήτρου, 2018).

Η εκτεταμένη χρήση του Διαδικτύου συνεπάγεται την εκμετάλλευση τεράστιων ποσοτήτων προσωπικών δεδομένων και την ανάλυση μεγάλων δεδομένων, ιδίως όσον αφορά ευαίσθητα προσωπικά δεδομένα στον τομέα της υγείας. Επιπλέον, αυτές οι τεχνολογίες είναι

συχνά πολύπλοκες, γεγονός που καθιστά αδύνατη την πρόβλεψη των συνεπειών (εν μέρει) αυτόνομων ενεργειών. Όσο υψηλότερο είναι το επίπεδο αυτοματοποίησης των διαδικασιών, δηλαδή όσο μικρότερη είναι η ανθρώπινη παρέμβαση, τόσο μεγαλύτερος είναι ο κίνδυνος αρνητικών αποτελεσμάτων για τους τελικούς χρήστες αυτών των συστημάτων. Για παράδειγμα, τα συστήματα τεχνητής νοημοσύνης παρουσιάζουν αρνητικά χαρακτηριστικά, όπως η αδιαφάνεια, που μερικές φορές αναφέρεται ως «φαινόμενο του μαύρου κουτιού» (black box effect) (Rajpurkar et al., 2022).

Μια άλλη σημαντική εφαρμογή της τεχνητής νοημοσύνης στον τομέα της υγειονομικής περίθαλψης είναι η απομακρυσμένη παρακολούθηση. Αυτό μπορεί να οδηγήσει σε έγκαιρη παρέμβαση και βελτίωση των αποτελεσμάτων για τους ασθενείς, καθώς και στη μείωση της ανάγκης για προσωπικές επισκέψεις σε υγειονομικές εγκαταστάσεις. Τα ιατρικά ραντεβού μέσω συστημάτων τεχνητής νοημοσύνης είναι ένας άλλος τρόπος με τον οποίο χρησιμοποιείται για τη βελτίωση της παροχής υγειονομικής περίθαλψης. Με την παροχή απομακρυσμένης ιατρικής περίθαλψης, οι ασθενείς μπορούν να λάβουν ιατρική περίθαλψη χωρίς να χρειάζεται να μετακινηθούν σε μια μονάδα υγείας. Αυτό μπορεί να είναι ιδιαίτερα επωφελές για όσους ζουν σε απομακρυσμένες περιοχές ή έχουν προβλήματα κινητικότητας. Η διαχείριση των φαρμάκων είναι ένας άλλος τομέας στον οποίο η τεχνητή νοημοσύνη μπορεί να διαδραματίσει σημαντικό ρόλο στην ενδυνάμωση των εργαζομένων στον τομέα της υγείας (Manne & Kantheti, 2021). Με την ανάλυση των δεδομένων των ασθενών, όπως το ιστορικό συνταγών, οι αλγόριθμοι τεχνητής νοημοσύνης μπορούν να βοηθήσουν τους παρόχους υγειονομικής περίθαλψης να βελτιώσουν τη διαχείριση των φαρμάκων και να μειώσουν τον κίνδυνο ανεπιθύμητων ενεργειών των φαρμάκων. Αυτό θα μπορούσε να βελτιώσει την ασφάλεια των ασθενών και να οδηγήσει σε καλύτερα αποτελέσματα για την υγεία. Τέλος, η τεχνητή νοημοσύνη μπορεί να αυξήσει τη διαφάνεια στην υγειονομική περίθαλψη, παρέχοντας στους ασθενείς περισσότερες πληροφορίες σχετικά με την υγεία τους και τις θεραπείες που λαμβάνουν. Αυτό μπορεί να ενδυναμώσει τους ασθενείς να λαμβάνουν τεκμηριωμένες αποφάσεις σχετικά με τη φροντίδα τους και να συμβάλει στην οικοδόμηση εμπιστοσύνης μεταξύ ασθενών και παρόχων υγειονομικής περίθαλψης (Dave & Patel, 2023).

Η ενσωμάτωση της τεχνητής νοημοσύνης (AI) στην ακτινολογία έχει τη δυνατότητα να επιφέρει σημαντική βελτίωση στα αποτελέσματα των ασθενών και στην ακρίβεια των διαγνώσεων. Η ακτινολογία διαδραματίζει κρίσιμο ρόλο στη διάγνωση και τη θεραπεία διαφόρων ιατρικών παθήσεων, και η χρήση της AI έχει τη δυνατότητα να βελτιώσει αυτόν τον σημαντικό τομέα με διάφορους τρόπους. Ένας από τους βασικούς τρόπους με τους οποίους

χρησιμοποιείται η ΑΙ στην ιατρική είναι μέσω της ανάλυσης ιατρικών εικόνων, όπως ακτινογραφίες και αξονικές τομογραφίες. Οι αλγόριθμοι ΑΙ είναι σε θέση να αναλύουν αυτές τις εικόνες, να εντοπίζουν ανωμαλίες και να βοηθούν στη διάγνωση διαφόρων ιατρικών παθήσεων. Αυτό έχει τη δυνατότητα να βελτιώσει σημαντικά την ταχύτητα και την ακρίβεια των διαγνώσεων και, τελικά, να οδηγήσει σε καλύτερα αποτελέσματα για τους ασθενείς. Επιπλέον, οι αλγόριθμοι τεχνητής νοημοσύνης μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την αυτόματη ανίχνευση σφαλμάτων σε ιατρικές εικόνες. Αυτό έχει τη δυνατότητα να μειώσει σημαντικά τον κίνδυνο λανθασμένων διαγνώσεων και να βελτιώσει τα αποτελέσματα για τους ασθενείς. Οι αλγόριθμοι τεχνητής νοημοσύνης μπορούν επίσης να αναλύουν ιατρικές εικόνες και δεδομένα ασθενών για να προβλέψουν την εξέλιξη ασθενειών, όπως ο καρκίνος, και να βοηθήσουν στην ανάπτυξη εξατομικευμένων θεραπευτικών σχημάτων (Amann et al., 2020).

Ένα άλλο βασικό πλεονέκτημα της χρήσης της τεχνητής νοημοσύνης είναι στον τομέα του ποιοτικού ελέγχου. Οι αλγόριθμοι τεχνητής νοημοσύνης μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την αξιολόγηση της ποιότητας των ιατρικών εικόνων και τη βελτίωση της ακρίβειας των διαγνώσεων. Αυτό έχει τη δυνατότητα να συμβάλλει στη διασφάλιση της υψηλής ποιότητας των ιατρικών εικόνων και της μέγιστης ακρίβειας των διαγνώσεων. Τέλος, η χρήση της τεχνητής νοημοσύνης στην ιατρική έχει επίσης τη δυνατότητα να μειώσει την έκθεση των ασθενών στην ακτινοβολία. Οι αλγόριθμοι τεχνητής νοημοσύνης μπορούν να χρησιμοποιηθούν για τη βελτιστοποίηση των πρωτοκόλλων απεικόνισης και την ελαχιστοποίηση της έκθεσης των ασθενών στην ακτινοβολία κατά τη διάρκεια των ιατρικών διαδικασιών απεικόνισης. Αυτό έχει τη δυνατότητα να βελτιώσει σημαντικά την ασφάλεια των ασθενών (Rong et al., 2020).

Η ενσωμάτωση της τεχνητής νοημοσύνης (ΑΙ) στη διαγνωστική ιστοπαθολογία έχει τη δυνατότητα να φέρει επανάσταση στον τομέα της ιατρικής. Η εφαρμογή της ΑΙ σε αυτόν τον τομέα έχει τη δυνατότητα να επιφέρει σημαντικές βελτιώσεις στην ακρίβεια των διαγνώσεων, να επιταχύνει τη διαγνωστική διαδικασία και να βελτιώσει τη συνολική εμπειρία του ασθενούς. Ένας από τους βασικούς τρόπους με τους οποίους χρησιμοποιείται η ΑΙ στη διαγνωστική ιστοπαθολογία είναι μέσω της ανάλυσης εικόνων. Οι αλγόριθμοι ΑΙ μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την ανάλυση μικροσκοπικών εικόνων δειγμάτων ιστών, οι οποίες μπορούν στη συνέχεια να χρησιμοποιηθούν για τον εντοπισμό ανωμαλιών και τη διάγνωση διαφόρων ιατρικών παθήσεων. Αυτό έχει τη δυνατότητα να βελτιώσει σημαντικά την ακρίβεια των διαγνώσεων και να συμβάλλει στη διασφάλιση ότι οι ασθενείς λαμβάνουν την πιο αποτελεσματική και κατάλληλη θεραπεία (Richardson et al., 2021).

Τέλος, οι αλγόριθμοι τεχνητής νοημοσύνης μπορούν επίσης να χρησιμοποιηθούν για την αύξηση της αποτελεσματικότητας στη διαγνωστική ιστοπαθολογία. Η αυτοματοποίηση των κύκλων εργασιών σε αυτόν τον τομέα μπορεί να βοηθήσει τους ειδικούς, ώστε να επικεντρωθούν σε περίπλοκες περιπτώσεις και να επιταχύνουν τη διαγνωστική διαδικασία. Αυτό έχει τη δυνατότητα να βελτιώσει σημαντικά τη συνολική εμπειρία των ασθενών, διασφαλίζοντας την ταχύτητα και αποτελεσματικότητα των θεραπειών τους (Nikolinakos, 2023; Tiple, 2020).

Η εφαρμογή της Τεχνητής Νοημοσύνης (AI) στη διαχείριση των παραπόνων των ασθενών έχει τη δυνατότητα να βελτιώσει σημαντικά την εμπειρία στο νοσοκομείο. Ένας από τους τρόπους με τους οποίους η AI μπορεί να βοηθήσει σε αυτή τη διαδικασία είναι μέσω της αυτοματοποίησης της διαχείρισης των παραπόνων. Χρησιμοποιώντας αλγόριθμους AI, η διαδικασία καταχώρησης, κατηγοριοποίησης και επίλυσης των παραπόνων των ασθενών μπορεί να απλοποιηθεί, μειώνοντας το διοικητικό φόρτο του προσωπικού του νοσοκομείου και βελτιώνοντας τη συνολική αποτελεσματικότητα της διαχείρισης των παραπόνων. Ένας άλλος τρόπος με τον οποίο η AI μπορεί να βοηθήσει στη διαχείριση των παραπόνων των ασθενών είναι μέσω της ανάλυσης των δεδομένων ανατροφοδότησης των ασθενών. Με την ανάλυση των δεδομένων, μπορούν να εντοπιστούν τάσεις και μοτίβα, επιτρέποντας στα νοσοκομεία να προσδιορίσουν τους τομείς που απαιτούν βελτίωση και να λάβουν τεκμηριωμένες αποφάσεις σχετικά με τον τρόπο αντιμετώπισης των ανησυχιών των ασθενών. Αυτό μπορεί επίσης να συμβάλλει στη βελτίωση της ικανοποίησης των ασθενών, προβλέποντας ποιοι ασθενείς είναι πιο πιθανό να υποβάλουν παράπονο και αντιμετωπίζοντας προληπτικά τις ανησυχίες τους (Haleem et al., 2019).

Επιπλέον, η τεχνητή νοημοσύνη μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την συντήρηση του ιατρικού εξοπλισμού. Χρησιμοποιώντας αλγόριθμους τεχνητής νοημοσύνης για την πρόβλεψη της πιθανότητας βλάβης του εξοπλισμού, τα νοσοκομεία μπορούν να προγραμματίσουν εκ των προτέρων τη συντήρηση, μειώνοντας τον αριθμό των βλαβών του εξοπλισμού που οδηγούν σε παράπονα των ασθενών και βελτιώνοντας έτσι την ικανοποίησή τους. Η τεχνητή νοημοσύνη (AI) έχει τη δυνατότητα να διαδραματίσει σημαντικό ρόλο στη βελτίωση της ποιότητας της υγειονομικής περίθαλψης.

Υπάρχουν διάφοροι τρόποι με τους οποίους η AI μπορεί να χρησιμοποιηθεί για το σκοπό αυτό. Ένας από τους βασικούς τρόπους είναι η ανίχνευση και η πρόληψη σφαλμάτων στην ιατρική περίθαλψη (Shaheen, 2021). Οι αλγόριθμοι AI μπορούν να εκπαιδευτούν να αναλύουν

ιατρικά αρχεία, εντοπίζοντας σφάλματα ή πιθανούς κινδύνους, όπως λανθασμένες διαγνώσεις, εσφαλμένες θεραπείες ή ανεπιθύμητες ενέργειες. Οι πληροφορίες αυτές μπορούν να χρησιμοποιηθούν για να βοηθήσουν τους γιατρούς να αποτρέψουν την επανάληψη παρόμοιων σφαλμάτων.

Ένας άλλος τρόπος με τον οποίο μπορεί να χρησιμοποιηθεί η τεχνητή νοημοσύνη είναι μέσω της υποστήριξης κλινικών αποφάσεων. Οι αλγόριθμοι τεχνητής νοημοσύνης μπορούν να σχεδιαστούν ώστε να παρέχουν στους γιατρούς καθοδήγηση και συστάσεις σε πραγματικό χρόνο με βάση τα δεδομένα των ασθενών, βοηθώντας τους να λαμβάνουν τεκμηριωμένες αποφάσεις και μειώνοντας τον κίνδυνο σφαλμάτων (Subaveerapandiyan, 2023). Αυτού του είδους η τεχνολογία μπορεί να ωφελήσει σημαντικά τους γιατρούς που αντιμετωπίζουν πολύπλοκες περιπτώσεις και χρειάζονται γρήγορη πρόσβαση σε σχετικές πληροφορίες. Η συνεχής ιατρική εκπαίδευση είναι ένας άλλος τομέας στον οποίο η τεχνητή νοημοσύνη μπορεί να προσφέρει μεγάλα οφέλη. Οι αλγόριθμοι τεχνητής νοημοσύνης μπορούν να αναλύουν την ιατρική βιβλιογραφία και να παρέχουν στους γιατρούς ενημερώσεις και συστάσεις για τις βέλτιστες πρακτικές στον τομέα τους. Αυτό μπορεί να βοηθήσει τους γιατρούς να παραμένουν ενημερωμένοι σχετικά με τις τελευταίες εξελίξεις στον τομέα τους και να βελτιώνουν συνεχώς τις δεξιότητές τους. Τέλος, η τεχνητή νοημοσύνη μπορεί να διαδραματίσει ρόλο στη βελτίωση της ποιότητας. Οι αλγόριθμοι τεχνητής νοημοσύνης μπορούν να παρακολουθούν και να αναλύουν την απόδοση των παρόχων υγειονομικής περίθαλψης, παρέχοντας ανατροφοδότηση και συστάσεις για βελτίωση (Vinay, 2023).

## ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2

### ΣΥΝΘΕΤΙΚΑ ΔΕΔΟΜΕΝΑ

#### 2.1 Ορισμός συνθετικών δεδομένων

Παρά το σημαντικό ενδιαφέρον για τα συνθετικά δεδομένα, δεν υπάρχει ένας κοινά αποδεκτός ορισμός. Τα συνθετικά δεδομένα είναι δεδομένα που παράγονται από ένα εξειδικευμένο μαθηματικό μοντέλο ή αλγόριθμο, με σκοπό την αντιμετώπιση συγκεκριμένων εργασιών επιστήμης δεδομένων. Διακρίνουμε τα συνθετικά δεδομένα από τα πραγματικά δεδομένα, τα οποία παράγονται από πραγματικά συστήματα και όχι από ένα μοντέλο (π.χ. χρηματοοικονομικές συναλλαγές, δορυφορικές εικόνες, ιατρικές εξετάσεις κ.λπ.). Η πλειονότητα της βιβλιογραφίας παραπέμπει στον ορισμό των συνθετικών δεδομένων που χρησιμοποιείται από την Υπηρεσία Απογραφής των Ηνωμένων Πολιτειών. Χαρακτηρίζονται ως «εγγραφές μικροδεδομένων που παράγονται με στατιστική μοντελοποίηση των αρχικών δεδομένων και στη συνέχεια με τη χρήση αυτών των μοντέλων για τη δημιουργία νέων τιμών δεδομένων που αναπαράγουν τις στατιστικές ιδιότητες των αρχικών δεδομένων». Ο ορισμός αυτός τονίζει τη στρατηγική εφαρμογή των συνθετικών δεδομένων, καθώς ενισχύει τη χρησιμότητα των δεδομένων, προστατεύοντας παράλληλα το απόρρητο και την εμπιστευτικότητα των πληροφοριών (Abowd & Lane, 2004). Τα συνθετικά σύνολα δεδομένων, ανάλογα με τη μέθοδο δημιουργίας τους, μπορούν να ενσωματώνουν έναν μηχανισμό προστασίας για συμπεράσματα σχετικά με παραμέτρους σε στατιστικά μοντέλα, παρέχοντας παράλληλα επαρκείς μεταβλητές για κατάλληλες πολυμεταβλητές αναλύσεις (Gonzales et al., 2023).

Ο όρος «συνθετικά δεδομένα» χρησιμοποιείται συνήθως για να περιγράψει σύνολα δεδομένων σε διάφορες συνθετικές μορφές και βαθμούς. Ορισμένοι υποστηρίζουν ότι ο όρος «συνθετικά δεδομένα» πρέπει να αναφέρεται αποκλειστικά σε σύνολα δεδομένων που αποτελούνται εξ ολοκλήρου από κατασκευασμένες πληροφορίες, χωρίς κανένα αρχικό αρχείο. Αυτά τα σύνολα δεδομένων μπορούν να κατασκευαστούν με ένα αρχικό σύνολο δεδομένων ως αναφορά ή να μοντελοποιηθούν μέσω στατιστικών μεθόδων. Ωστόσο, άλλη βιβλιογραφία, ιδίως στον τομέα της απογραφής και της στατιστικής, αναγνωρίζει μια διαφορετική κατηγοριοποίηση των συνθετικών δεδομένων (Siwicki, 2020).

Τα συνθετικά δεδομένα κατηγοριοποιούνται γενικά σε τρεις κύριους τύπους: πλήρως συνθετικά, μερικώς συνθετικά και υβριδικά. Αρχικά, ο Rubin εισήγαγε τα πλήρως συνθετικά δεδομένα το 1993, τα οποία στη συνέχεια αναπτύχθηκαν από τους Raghunathan και άλλους το 2003. Το σύνολο δεδομένων είναι πλήρως δημιουργημένο και στερείται οποιονδήποτε πραγματικών δεδομένων. Η απουσία πραγματικών δεδομένων στο δημιουργημένο σύνολο έχει ως αποτέλεσμα τον ισχυρό έλεγχο της ιδιωτικότητας, αλλά και τη μειωμένη αναλυτική χρησιμότητα λόγω της απώλειας δεδομένων. Στα μερικώς συνθετικά δεδομένα, οι μεταβλητές που περιέχουν ευαίσθητες τιμές, που θεωρούνται υψηλού κινδύνου για αποκάλυψη, αντικαθίστανται με συνθετικές τιμές. Η παρουσία βέβαια των αρχικών τιμών ενέχει κίνδυνο επαναπροσδιορισμού (Surendra & Mohan, 2017). Η έννοια των «μερικώς συνθετικών» δεδομένων προτάθηκε αρχικά από τον Little το 1993 και ορίστηκε επίσημα από τον Reiter το 2003. Τέλος, τα υβριδικά συνθετικά δεδομένα παράγονται χρησιμοποιώντας τόσο τα αρχικά όσο και τα συνθετικά δεδομένα. Τα υβριδικά συνθετικά δεδομένα δημιουργούνται επιλέγοντας μια αντίστοιχη συνθετική εγγραφή για κάθε τυχαία πραγματική καταχώριση δεδομένων και στη συνέχεια συγχωνεύοντας και τα δύο για να παραχθούν υβριδικά δεδομένα. Διαθέτουν χαρακτηριστικά ελέγχου της ιδιωτικότητας με ανώτερη χρησιμότητα σε σχέση με τις δύο πρώτες ομάδες, αν και απαιτούν αυξημένο χρόνο επεξεργασίας και μνήμη.

Μια ολοκληρωμένη ταξινόμηση των τύπων συνθετικών δεδομένων περιγράφεται από την Εθνική Στατιστική Υπηρεσία του Ηνωμένου Βασιλείου (ONS). Το φάσμα έχει έξι επίπεδα εντός των κατηγοριών συνθετικών και συνθετικά επαυξημένων συνόλων δεδομένων. Το ONS του Ηνωμένου Βασιλείου δηλώνει ότι το συνθετικό δομικό σύνολο δεδομένων, που είναι ο πιο βασικός τύπος συνθετικών δεδομένων που δημιουργείται αποκλειστικά από μεταδεδομένα, δεν έχει αναλυτική αξία και δεν ενέχει κίνδυνο αποκάλυψης. Περιορίζεται σε βασικές δοκιμές κώδικα. Αντίθετα, ένα συνθετικά επαυξημένο σύνολο δεδομένων σε επίπεδο αντιγράφου μπορεί να αντικαταστήσει τα αυθεντικά δεδομένα. Αυτό το σύνολο δεδομένων έχει σημαντική αναλυτική αξία λόγω της διατήρησης της μορφής, της δομής, της κοινής κατανομής, των προτύπων και των λεπτομερών γεωγραφικών στοιχείων. Ωστόσο, λόγω της εγγύτητάς του με τα δεδομένα πηγής, παρουσιάζει αυξημένους κινδύνους αποκάλυψης (Bates et al., 2019).

Το μοντέλο δημιουργίας συνθετικών δεδομένων μπορεί να εκδηλωθεί με διάφορες μορφές, συμπεριλαμβανομένων αρχιτεκτονικών βαθιάς μάθησης όπως τα Generative Adversarial Networks (GAN) και τα Variational Autoencoders (VAE), καθώς και μοντέλα βασισμένα σε πράκτορες και οικονομετρικά μοντέλα, ή μια σειρά (στοχαστικών) διαφορικών εξισώσεων που αντιπροσωπεύουν ένα φυσικό ή οικονομικό σύστημα (Xie et al., 2018).

Η χρήση συνθετικών δεδομένων που παράγονται από υπολογιστή για συγκεκριμένες εργασίες δεν είναι μια καινούργια ιδέα, καθώς ανάγεται στις θεμελιώδεις συνεισφορές των Stanislaw Ulam και John von Neumann στη δεκαετία του 1940 σχετικά με τις τεχνικές προσομοίωσης Monte Carlo. Τα συνθετικά παραγόμενα δεδομένα χρησιμοποιούνται εκτενώς στην έρευνα, καθώς προσφέρουν μια οριστική αλήθεια που είναι ανεκτίμητη για την ανάπτυξη και την αξιολόγηση των διαδικασιών μηχανικής μάθησης. Η πρόσφατη κλιμάκωση της νομοθεσίας για την προστασία των δεδομένων έχει εντείνει τη χρήση συνθετικών δεδομένων για τον μετριασμό του κινδύνου αποκάλυψης. Ο πρωταρχικός στόχος, που προέρχεται από την έρευνα των Rubin και Little, είναι η χρήση συνθετικών δεδομένων ως υποκατάστατο των πραγματικών δεδομένων για τον μετριασμό των προβλημάτων απορρήτου (Carmona & Delarue, 2018; Dwork & Roth, 2014).

Η ανάγκη να αντληθούν χρήσιμες πληροφορίες από εκτεταμένα σύνολα δεδομένων οδήγησε στη δημιουργία εξελιγμένων αλγορίθμων μηχανικής μάθησης βασισμένων σε δεδομένα. Σε αυτά τα μοντέλα, η επίδραση των δεδομένων στην επιλογή του μοντέλου είναι πιο σημαντική από ό,τι σε απλούστερα, χειροκίνητα μοντέλα. Η ποιότητα του αποτελέσματος του μοντέλου εξαρτάται άμεσα από την ποιότητα των δεδομένων που χρησιμοποιούνται για την εκπαίδευση αυτών των μοντέλων. Αυτό έχει ως αποτέλεσμα διάφορες εφαρμογές για συνθετικά παραγόμενα δεδομένα. Μία εφαρμογή είναι η εξάλειψη των προκαταλήψεων, όπως οι ιστορικές προκαταλήψεις που σχετίζονται με το φύλο ή τη φυλή (Feldman et al., 2015).

Όταν χρησιμοποιούνται μεροληπτικά δεδομένα εκπαίδευσης, μια λογική μέθοδος είναι η εκπαίδευση μοντέλων με τα διαθέσιμα δεδομένα. Έτσι, αυτές οι μεροληψίες εκδηλώνονται στα αποτελέσματα των μοντέλων. Αντί κάθε εκπαιδευμένο μοντέλο να θεωρείται αμερόληπτο ξεχωριστά, θα μπορούσε να παρέχεται ένα αμερόληπτο συνθετικό σύνολο δεδομένων για την εκπαίδευση όλων των μοντέλων, δημιουργώντας μια συνεκτική στρατηγική για την αντιμετώπιση των μεροληψιών μέσα σε έναν οργανισμό. Μια άλλη χρήση περιλαμβάνει τη χρήση συνθετικών δεδομένων για την ενίσχυση ανεπαρκών συνόλων δεδομένων, ενισχύοντας έτσι την ανθεκτικότητα έναντι περιπτώσεων ακραίων τιμών (Breugel et al., 2021). Μια σημαντική χρήση, την οποία τονίζουμε σε αυτό το άρθρο, είναι ο στόχος της χρήσης συνθετικών δεδομένων για την προστασία της ιδιωτικότητας. Σε κάθε περίπτωση, ο στόχος είναι να δημιουργηθούν συνθετικά δεδομένα που να αντικατοπτρίζουν ορισμένα χαρακτηριστικά των πραγματικών δεδομένων, ενώ διαφέρουν σε άλλα. Για να βελτιστοποιηθεί η χρησιμότητα των συνθετικών δεδομένων, πρέπει συχνά να επιτυγχάνεται μια λεπτή ισορροπία μεταξύ αντικρουόμενων στόχων. Είναι σημαντικό να αναγνωριστεί ότι τα

συνθετικά δεδομένα δεν επιλύουν εγγενώς κανένα από αυτά τα ζητήματα. Η εκπαίδευση ενός έτοιμου γενετικού μοντέλου σε πραγματικά δεδομένα και η επακόλουθη χρήση αυτού του εκπαιδευμένου μοντέλου για την παραγωγή συνθετικών δεδομένων δεν παρέχει εγγενώς προστασία της ιδιωτικής ζωής. Τα τυπικά GAN δεν παράγουν ιδιωτικά ή αμερόληπτα δεδομένα. Τα μοντέλα μηχανικής μάθησης έχουν δείξει την τάση να απομνημονεύουν ανεπιθύμητα τα δεδομένα εκπαίδευσής τους (Devansh Arpit et al., 2017).

Όταν χρησιμοποιούνται σε GAN, αυτό μπορεί να οδηγήσει στην απομνημόνευση και αναπαραγωγή των δεδομένων εκπαίδευσης, θέτοντας σε κίνδυνο την ιδιωτικότητα των συνθετικών δεδομένων. Τα συνθετικά δεδομένα μπορούν να παραχθούν ανεξάρτητα από τα δεδομένα εκπαίδευσης, για παράδειγμα, μέσω μοντέλων βασισμένων σε πράκτορες που αναπαράγουν διαδικασίες του πραγματικού κόσμου, όπως πράκτορες που αλληλεπιδρούν εντός ενός χρηματοοικονομικού δικτύου. Η μοντελοποίηση βάσει πρακτόρων είναι μια προσέγγιση προσομοίωσης όπου μεμονωμένοι αυτόνομοι πράκτορες, ο καθένας με καθορισμένες συμπεριφορές και αλληλεπιδράσεις, δημιουργούν συλλογικά δυναμικές συστημάτων, βοηθώντας τους ερευνητές να μελετήσουν αναδυόμενα μοτίβα. Χωρίς πρόσβαση σε πραγματικά δεδομένα, ο δημιουργός συνθετικών δεδομένων είναι ιδιωτικός, αλλά τα δεδομένα που δημιουργεί περιορίζονται στην προκαθορισμένη διαμόρφωση των μοντέλων και δεν επιτρέπουν την αξιόπιστη εξαγωγή στατιστικών συμπερασμάτων για τον πραγματικό κόσμο (Srivastava et al., 2017).

## **2.1.Ιστορική αναδρομή συνθετικών δεδομένων**

Η ιδέα της δημοσίευσης συνθετικών δεδομένων αντί των πραγματικών δεδομένων προτάθηκε για πρώτη φορά από τον Rubin (Rubin, 1993). Ο Rubin πρότεινε ότι το πλαίσιο πολλαπλής υποκατάστασης που ανέπτυξε θα μπορούσε να χρησιμοποιηθεί ως μια καινοτόμος στρατηγική προστασίας των δεδομένων. Πρότεινε να αντιμετωπίζονται οι μονάδες που δεν είχαν συμπεριληφθεί στο δείγμα της έρευνας ως ελλείποντα δεδομένα και να υποκαθίστανται αυτές οι «ελλείπουσες» πληροφορίες με πολλαπλή υποκατάσταση. Στη συνέχεια, θα έπρεπε να δημοσιοποιούνται τυχαία δείγματα από αυτούς τους υποκατεστημένους πληθυσμούς. Εάν πρέπει να αποφευχθεί εντελώς ο κίνδυνος δημοσίευσης των αρχικών αρχείων, τα αρχεία του αρχικού δείγματος μπορούν επίσης να αντικατασταθούν από δειγματοληψίες από το μοντέλο υποκατάστασης. Παρόμοια με την πολλαπλή υποκατάσταση για μη απάντηση (Imputation for

nonresponse), μπορούν να εξαχθούν έγκυρα συμπεράσματα από τα συνθετικά σύνολα δεδομένων αναλύοντας κάθε σύνολο δεδομένων ξεχωριστά και συνδυάζοντας τις εκτιμήσεις από κάθε σύνολο δεδομένων χρησιμοποιώντας απλούς τύπους για να καταλήξουμε στις τελικές εκτιμήσεις. Η υποκατάσταση για μη απάντηση είναι μια στατιστική τεχνική που χρησιμοποιείται για την αντιμετώπιση των ελλειπόντων δεδομένων, συμπληρώνοντας (υποκαθιστώντας) τις ελλείπουσες τιμές με εύλογες εκτιμήσεις, έτσι ώστε οι αναλύσεις να παραμένουν έγκυρες και αμερόληπτες (Drechsler & Anna-Carolina Haensch, 2024).

Ένα προφανές πλεονέκτημα της προσέγγισης είναι ότι δεν περιλαμβάνονται αρχικές τιμές στα δεδομένα που δημοσιοποιούνται. Επιπλέον, δημιουργούνται συνθετικές τιμές για μονάδες που δεν συμμετείχαν ποτέ στην έρευνα. Έτσι, το επίπεδο προστασίας είναι πολύ υψηλό. Ωστόσο, αυτό το υψηλό επίπεδο προστασίας έχει ένα κόστος. Τα συνθετικά δεδομένα προέρχονται από ένα μοντέλο προσαρμοσμένο στα αρχικά δεδομένα και η ποιότητα των συνθετικών δεδομένων εξαρτάται άμεσα από την ποιότητα του μοντέλου. Η εύρεση ενός μοντέλου που να αντικατοπτρίζει όλες τις σχέσεις σε ένα σύνθετο σύνολο δεδομένων με εκατοντάδες μεταβλητές και περίπλοκους λογικούς περιορισμούς μεταξύ των μεταβλητών μπορεί να είναι δύσκολη. Μια στενά σχετιζόμενη προσέγγιση που ξεπερνά τους περιορισμούς της πλήρως συνθετικής προσέγγισης προτάθηκε από τον Little (1993).

Με αυτήν την προσέγγιση, μόνο τα ευαίσθητα αρχεία και/ή τα αρχεία που θα μπορούσαν να χρησιμοποιηθούν για επαναπροσδιορισμό αντικαθίστανται με συνθετικές τιμές. Δεδομένου ότι ορισμένες πραγματικές τιμές παραμένουν στο σύνολο δεδομένων, η προσέγγιση αυτή ονομάζεται προσέγγιση μερικώς συνθετικών δεδομένων. Η προσέγγιση αυτή προσφέρει κάποια ευελιξία σε σχέση με την προσέγγιση των πλήρως συνθετικών δεδομένων. Ο φορέας μπορεί να αποφασίσει ποιο μέρος των δεδομένων πρέπει να συντεθεί. Η σύνθεση μπορεί να κυμαίνεται από τη σύνθεση μόνο ορισμένων εγγραφών για μια μεμονωμένη μεταβλητή, για παράδειγμα, όλες οι τιμές εισοδήματος για άτομα με εισόδημα πάνω από ένα δεδομένο όριο, έως τη σύνθεση όλων των μεταβλητών, μιμούμενη ουσιαστικά την προσέγγιση των πλήρως συνθετικών δεδομένων (Little & Raghunathan, 1997).

Δέκα χρόνια μετά την αρχική πρόταση των Rubin και Little, οι Raghunathan, et al.(1993) και Reiter (2003) ανέπτυξαν την πλήρη μεθοδολογία που επιτρέπει την εξαγωγή έγκυρων συμπερασμάτων με βάση πλήρως και μερικώς συνθετικά δεδομένα, αντίστοιχα. Παρόμοια με την πολλαπλή υποκατάσταση για τη μη απάντηση, τα πολλαπλά συνθετικά σύνολα δεδομένων αναλύονται πρώτα ξεχωριστά και τα αποτελέσματα από τις διαφορετικές αναλύσεις

συνδυάζονται χρησιμοποιώντας απλούς κανόνες συνδυασμού για να ληφθούν εκτιμήσεις για τις δύο πρώτες στιγμές για το στατιστικό ενδιαφέρον. Ωστόσο, αυτοί οι κανόνες συνδυασμού διαφέρουν ελαφρώς από τους κανόνες στο πλαίσιο της μη απάντησης και διαφέρουν επίσης μεταξύ της πλήρους και της μερικής σύνθεσης. Το 2012, οι Reiter και Kinney (2012) εντόπισαν μια άλλη διαφορά μεταξύ των δύο προσεγγίσεων σύνθεσης: οι οπίσθιες εκχυλίσεις των παραμέτρων του μοντέλου που είναι απαραίτητες για την πλήρη σύνθεση (και επίσης στο πλαίσιο της πολλαπλής υποκατάστασης για μη απάντηση) δεν απαιτούνται για τη μερική σύνθεση.

Αρκετά χρόνια αργότερα, αναπτύχθηκαν κανόνες συνδυασμού για μια παραλλαγή της πλήρως συνθετικής προσέγγισης που μπορεί επίσης να χρησιμοποιηθεί εάν είναι διαθέσιμο μόνο ένα συνθετικό αντίγραφο των αρχικών δεδομένων (Raab et al., 2016). Ενώ οι πρώτες απεικονίσεις και εφαρμογές βασίζονταν κυρίως σε κλασικές παραμετρικές προσεγγίσεις μοντελοποίησης για τη δημιουργία των συνθετικών δεδομένων, η σειρά των στρατηγικών μοντελοποίησης έχει επεκταθεί με την πάροδο των ετών, ενσωματώνοντας ιδέες από τη βιβλιογραφία της μηχανικής μάθησης, αλλά και υιοθετώντας στρατηγικές για την ορθή αντιμετώπιση των σύνθετων σχεδίων δειγματοληψίας που συναντώνται στις περισσότερες δειγματοληπτικές έρευνες (Reiter, 2005; Kennickell, 1997).

## **2.2. Πρακτικές εφαρμογές συνθετικών δεδομένων**

Η πρώτη εφαρμογή της ιδέας των συνθετικών δεδομένων χρονολογείται από το 1997, όταν η Ομοσπονδιακή Τράπεζα των ΗΠΑ αποφάσισε να αντικαταστήσει τις νομισματικές αξίες που διατρέχουν υψηλό κίνδυνο αποκάλυψης στην Έρευνα για τα Οικονομικά των Καταναλωτών με συνθετικές αξίες (Kennickell, 1997). Οι Abowd & Woodcock (2004) απέδειξαν τη χρησιμότητα της προσέγγισης για διαχρονικά, συνδεδεμένα σύνολα δεδομένων χρησιμοποιώντας δεδομένα από το Γαλλικό Εθνικό Ινστιτούτο Στατιστικής και Οικονομικών Μελετών (INSEE). Το πιο σύνθετο προϊόν συνθετικών δεδομένων που έχει δημιουργηθεί μέχρι σήμερα κυκλοφόρησε για πρώτη φορά από την Υπηρεσία Απογραφής των ΗΠΑ το 2007: το SIPP synthetic beta (Abowd et. al., 2006).

Περιέχει συνθετικά αρχεία της Έρευνας Συμμετοχής σε Προγράμματα Εισοδήματος (SIPP) που συνδέονται με διοικητικά αρχεία της Διοίκησης Κοινωνικής Ασφάλισης και της Υπηρεσίας Εσωτερικών Εσόδων. Σχεδόν όλες οι περισσότερες από τις 600 μεταβλητές σε αυτό

το διαχρονικό σύνολο δεδομένων είναι συνθετικές. Από την πρώτη του κυκλοφορία, το σύνολο δεδομένων ενημερώνεται τακτικά (Benedetto et al., 2018). Μια άλλη πρόιμη εφαρμογή ήταν το OntheMap, μια γραφική διεπαφή που επιτρέπει την οπτικοποίηση λεπτομερών προτύπων μετακίνησης για ολόκληρες τις Ηνωμένες Πολιτείες (Ashwin Machanavajjhala et al., 2008).

Τρία χρόνια αργότερα, η Υπηρεσία Απογραφής των Ηνωμένων Πολιτειών δημοσίευσε τη Συνθετική Διαχρονική Βάση Δεδομένων Επιχειρήσεων, ένα μερικώς συνθετικό αντίγραφο της Διαχρονικής Βάσης Δεδομένων Επιχειρήσεων, η οποία δημιουργείται από διοικητικά δεδομένα της Υπηρεσίας Απογραφής των Ηνωμένων Πολιτειών και καλύπτει όλες τις επιχειρήσεις στις Ηνωμένες Πολιτείες (Kinney et al., 2014; Koivu et al., 2020). Η Υπηρεσία Απογραφής των Ηνωμένων Πολιτειών χρησιμοποιεί επίσης συνθετικά δεδομένα για την προστασία ευαίσθητων πληροφοριών στην American Community Survey (ACS) (Hawala & Gov, 2008). Ένα άλλο έργο συνθετικών δεδομένων μεγάλης κλίμακας πραγματοποιήθηκε από το Maryland Longitudinal Data System Center (MLDSC), το οποίο φιλοξενεί διαχρονικά δεδομένα για την εκπαίδευση στην πολιτεία, συνδυάζοντας δεδομένα από διάφορες πηγές. Το MLDSC ξεκίνησε το Synthetic Data Project το 2016, με τη χορηγία του Institute of Education Sciences, με στόχο τη διευκόλυνση της πρόσβασης σε αυτή την πλούσια πηγή πληροφοριών (Goldstein et al., 2020).

Εκτός των Ηνωμένων Πολιτειών, η προσέγγιση χρησιμοποιήθηκε για πρώτη φορά από τη Στατιστική Υπηρεσία της Νέας Ζηλανδίας για τη δημοσίευση των λεγόμενων συνθετικών αρχείων μονάδων εγγραφής (SURF) για διδακτικούς σκοπούς (Keegan & Tideswell, 2013). Πρόσφατα, ένα SURF χρησιμοποιήθηκε επίσης ως βάση δεδομένων εισόδου για ένα μοντέλο μικροπροσομοίωσης που εκτιμά την υιοθέτηση και την ευχέρεια στη χρήση της γλώσσας Te Reo Maori, της γλώσσας του λαού των Μαορί, για διάφορα σενάρια και πολιτικές παρεμβάσεις κατά την περίοδο 2013-2040 (NICHOLSON CONSULTING & KOTATA INSIGHT, 2021). Το Γερμανικό Ινστιτούτο Έρευνας για την Απασχόληση δημοσίευσε μια μερικώς συνθετική έκδοση ενός κύματος του Establishment Panel το 2011 (Drechsler, 2012). Η προσέγγιση υιοθετήθηκε επίσης για να διευκολυνθεί η πρόσβαση στη Scottish Longitudinal Study (Nowok et al., 2017).

Λόγω της υψηλής ευαισθησίας, η πρόσβαση στα δεδομένα είναι εξαιρετικά περιορισμένη. Για την προετοιμασία των αναλύσεών τους, οι εξωτερικοί ερευνητές μπορούν να ζητήσουν συνθετικά σύνολα δεδομένων που είναι προσαρμοσμένα στα ερευνητικά ερωτήματα που προσπαθούν να απαντήσουν οι χρήστες. Δηλαδή, τα συνθετικά σύνολα δεδομένων θα

περιέχουν πάντα μόνο τις μεταβλητές που είναι απαραίτητες για την προγραμματισμένη έρευνα. Το πακέτο R *synthpop*, το οποίο είναι πλέον ένα δημοφιλές εργαλείο για τη δημιουργία συνθετικών συνόλων δεδομένων, αναπτύχθηκε επίσης στο πλαίσιο αυτού του έργου (Nowok et al., 2016). Το 2015, ένα έργο υπό την ηγεσία της Στατιστικής Υπηρεσίας των Κάτω Χωρών ανέπτυξε συνθετικά αρχεία για δημόσια χρήση για τις στατιστικές της ΕΕ σχετικά με το εισόδημα και τις συνθήκες διαβίωσης (EUSILC) (de Wolf, 2015).

Τα δεδομένα αυτά, τα οποία είναι διαθέσιμα για λήψη στον ιστότοπο της Eurostat, δεν προορίζονται για την παροχή έγκυρων στατιστικών συμπερασμάτων. Μπορούν να χρησιμοποιηθούν για σκοπούς κατάρτισης ή για την ανάπτυξη κώδικα ανάλυσης εν αναμονή της διαπίστευσης για την πρόσβαση σε αρχεία περιορισμένης επιστημονικής χρήσης. Πιο πρόσφατα, η Στατιστική Υπηρεσία του Καναδά δημιούργησε συνθετικά δεδομένα, τα οποία χρησιμοποιήθηκαν σε ένα Hackathon που διοργάνωσε η Στατιστική Υπηρεσία του Καναδά το 2020 (Sallier, 2020). Τα συνθετικά δεδομένα βρίσκονται επί του παρόντος σε στάδιο ανάπτυξης σε διάφορους οργανισμούς: Παραδείγματα περιλαμβάνουν το Urban Institute, το οποίο αναπτύσσει συνθετικά φορολογικά δεδομένα για την Internal Revenue Service (Bowen et al., 2020) και το Australian Bureau of Statistics, το οποίο αξιολογεί επί του παρόντος τα συνθετικά δεδομένα ως μέσο διεύρυνσης της πρόσβασης στα μικροδεδομένα του (Drechsler & Anna-Carolina Haensch, 2024).

Περαιτέρω πρακτικές εφαρμογές έχουν συζητηθεί στο πλαίσιο της προστασίας δεδομένων που περιέχουν λεπτομερείς γεωγραφικές πληροφορίες (Quick et al., 2015), της διατήρησης και προστασίας διαχρονικών δομών δεδομένων (Quick et al., 2015), εκτίμηση μικρών περιοχών (Sakshaug & Raghunathan, 2014), σύνθεση επιχειρηματικών δεδομένων (Benedetto et. al., 2018) λογιστική για σύνθετα σχέδια ερευνών (Zhou et al., 2016). Οι Hu, Savitsky και Williams (2022) πρότειναν μια στρατηγική για τη μείωση του κινδύνου αποκάλυψης μερικώς συνθετικών δεδομένων, μειώνοντας τη συνεισφορά των εγγραφών υψηλού κινδύνου στη συνάρτηση πιθανότητας του συνθέτη, ενώ ανέπτυξαν μια στρατηγική σύνθεσης που διατηρεί τους πρόσθετους περιορισμούς (Wei & Reiter, 2016).

Τα συνθετικά δεδομένα ενισχύουν την απόδοση πολλών μοντέλων που βασίζονται σε δεδομένα στην ανάλυση ανθρώπινων δεδομένων. Σε αυτό το πλαίσιο, έχουν εισαχθεί διάφορα προγράμματα εκπαίδευσης, όπως η αντικατάσταση δεδομένων και ο εμπλουτισμός δεδομένων. Το κίνητρο για την αντικατάσταση πραγματικών δειγμάτων με συνθετικά δεδομένα (δηλ. συνθετική εκπαίδευση) έχει να κάνει με την άμβλυνση των ανησυχιών σχετικά με την

προστασία της ιδιωτικής ζωής. Αντίθετα, ο συνδυασμός συνθετικών και πραγματικών δεδομένων (δηλ. αυξημένη εκπαίδευση) στοχεύει κυρίως στη μείωση των μεροληψιών που επιτυγχάνονται με την επανεξισορρόπηση σύμφωνα με τα παρατηρούμενα χαρακτηριστικά (Joshi et al., 2024). Τέλος, χρησιμοποιούνται τεχνικές μετάφρασης τομέα για να γεφυρωθεί το χάσμα μεταξύ συνθετικού και πραγματικού τομέα (προσαρμογή τομέα), αυξάνοντας έτσι τον ρεαλισμό των συνθετικών συνόλων δεδομένων, ενώ διατηρούνται οι λεπτομερείς σχολιασμοί (Dou et al., 2021).

Σε απόκλιση από τα συνθετικά δεδομένα που χρησιμοποιούνται για την εκπαίδευση μοντέλων, έχουν χρησιμοποιηθεί συνθετικά σύνολα δεδομένων αξιολόγησης για τη συγκριτική αξιολόγηση της απόδοσης υπαρχόντων αλγορίθμων, προ-εκπαιδευμένων μοντέλων και συστημάτων. Αυτός ο τομέας έρευνας τροφοδοτείται από την αυξανόμενη αντιπροσωπευτικότητα των συνθετικά παραγόμενων δειγμάτων, η οποία επιτρέπει την παρέμβαση σε συστήματα και την παρατήρηση αποτελεσμάτων παρόμοιων με αυτά που αναμένονται από πραγματικά σύνολα δεδομένων αξιολόγησης. Η προετοιμασία βάσεων δεδομένων δοκιμών μεγάλης κλίμακας έχει ως στόχο την ανίχνευση αδυναμιών στην ανθρώπινη διαδικασία ανάλυσης χωρίς να απαιτούνται δαπανηρές πρωτοβουλίες συλλογής δεδομένων. Εκτός από τον παράγοντα του κόστους, τα πραγματικά δεδομένα από συγκεκριμένες (δημογραφικές) υποομάδες ενδέχεται να μην είναι προσβάσιμα, οπότε τα συνθετικά δείγματα θα μπορούσαν να εξισορροπήσουν τις υποεκπροσωπούμενες κατηγορίες (Wood et al., 2021).

Τα συνθετικά δεδομένα έχουν μια πληθώρα εφαρμογών, όπως (Wang et al., 2020):

- Η βιομετρική αναγνώριση αναφέρεται στην αυτόματη αναγνώριση ατόμων με βάση τα βιολογικά και συμπεριφορικά χαρακτηριστικά τους.
- Η ταξινόμηση συναισθημάτων αναφέρεται στη διαδικασία ταξινόμησης των ανθρώπινων συναισθημάτων.
- Η ταξινόμηση βιομετρικών στοιχείων στοχεύει στην αυτόματη ταξινόμηση των ανθρώπινων χαρακτηριστικών σε προκαθορισμένες κατηγορίες, όπως δημογραφικές, ανθρωπομετρικές ή συμπεριφορικές ομάδες.
- Η presentation attack detection (PAD) αναφέρεται στον αυτοματοποιημένο προσδιορισμό μιας παρουσίας στο υποσύστημα καταγραφής βιομετρικών δεδομένων με σκοπό την παρεμβολή στη λειτουργία του βιομετρικού συστήματος.

- Ο επαναπροσδιορισμός προσώπων είναι η εργασία αναγνώρισης ενός ατόμου που έχει καταγραφεί σε εικόνες και βίντεο που έχουν ληφθεί από διαφορετικές κάμερες ή γωνίες κάμερας.
- Η αναγνώριση ανθρώπινης αλληλεπίδρασης είναι η εργασία ανάλυσης των ανθρώπινων αλληλεπιδράσεων τουλάχιστον δύο ατόμων που είναι αλληλένδετα μεταξύ τους (π.χ. χειραψία).
- Ανίχνευση/μέτρηση ατόμων σημαίνει την ανίχνευση ή μέτρηση ατόμων σε μια δεδομένη εικόνα ή βίντεο.
- Σημαιολογική τμηματοποίηση σημαίνει την ταξινόμηση εικόνων με βάση τα στοιχεία με στόχο την παρακολούθηση ανθρώπινων σωμάτων ή μερών του σώματος σε μια δεδομένη εικόνα ή βίντεο.
- Η εκτίμηση οπτικής ροής αναφέρεται στην παρακολούθηση και οπτικοποίηση της δισδιάστατης κίνησης των ανθρώπων σε βίντεο μέσω της παρακολούθησης χαρακτηριστικών που είναι ειδικά για τον άνθρωπο.
- Η αναγνώριση δράσεων επικεντρώνεται στην αναγνώριση της δραστηριότητας ενός ή περισσότερων ατόμων από μια σειρά παρατηρήσεων των υποκειμένων των δεδομένων και του περιβάλλοντός τους.
- Η ανίχνευση ανωμαλιών αναφέρεται σε ταξινομητές που έχουν εκπαιδευτεί να ανιχνεύουν ανθρώπινες συμπεριφορές, αλληλεπιδράσεις ή κινήσεις που αποκλίνουν από την κανονικότητα.
- Η ιατρική ανάλυση αναφέρεται στην αυτοματοποιημένη ανάλυση δεδομένων που συλλέγονται σε ιατρικές εφαρμογές με τον ευρύτερο στόχο την αποκατάσταση και διατήρηση της ανθρώπινης υγείας.

### **2.3.Συνθετικά δεδομένα στην υγεία**

Τα συνθετικά δεδομένα έχουν τη δυνατότητα να εκτιμήσουν τα οφέλη των πολιτικών διαλογής και υγειονομικής περίθαλψης, των θεραπειών ή των κλινικών παρεμβάσεων, να ενισχύσουν τους αλγόριθμους μηχανικής μάθησης (π.χ. αγωγούς ταξινόμησης εικόνων), να προ-εκπαιδεύσουν μοντέλα μηχανικής μάθησης που μπορούν στη συνέχεια να προσαρμοστούν σε συγκεκριμένους πληθυσμούς ασθενών και να

βελτιώσουν τα μοντέλα δημόσιας υγείας για την πρόβλεψη εκδηλώσεων μολυσματικών ασθενειών (Giuffrè & Shung, 2023).

Η μελέτη των Davis et al. (2010) αποτελεί ένα απτό παράδειγμα του τρόπου με τον οποίο μπορούν να δημιουργηθούν και να χρησιμοποιηθούν αυτά τα σύνολα δεδομένων για τη διερεύνηση των επιπτώσεων των πολιτικών υγειονομικής περίθαλψης, ιδίως στο πλαίσιο της δημογραφικής γήρανσης. Οι συγγραφείς διερεύνησαν τη χρήση τεχνικών προσομοίωσης για τη δημιουργία ενός συνθετικού συνόλου δεδομένων και τη δοκιμή επιλογών πολιτικής, εστιάζοντας στην περίπτωση των επιπτώσεων των υπηρεσιών υγείας στο πλαίσιο της δημογραφικής γήρανσης. Η μελέτη ενσωματώνει πολλαπλές πηγές δεδομένων, συμπεριλαμβανομένης της Έρευνας Υγείας της Νέας Ζηλανδίας (NZHS), της Έρευνας Υγείας της Αυστραλίας (ANHS) και της Εθνικής Έρευνας Πρωτοβάθμιας Ιατρικής Περίθαλψης (NPMCS), προκειμένου να δημιουργήσει ένα συνθετικό σύνολο δεδομένων για προσομοίωση στην αξιολόγηση της πολιτικής στον τομέα της υγειονομικής περίθαλψης. Η διαδικασία περιελάμβανε τεχνικές υποκατάστασης για τον εμπλουτισμό του αντιπροσωπευτικού δείγματος από την NZHS με δεδομένα από την ANHS και την NPMCS. Στη συνέχεια, το συνθετικό σύνολο δεδομένων μπόρεσε να χρησιμοποιηθεί για την αξιολόγηση του αντίκτυπου διαφόρων σεναρίων πολιτικής στα αποτελέσματα των υπηρεσιών υγείας, όπως οι διακυμάνσεις στη νοσηρότητα και την αναπηρία, η κοινοτική υποστήριξη και η συμπεριφορά των γιατρών.

Αυτά τα σενάρια παρουσιάζονται ως δυαδικές εναλλακτικές λύσεις, επιτρέποντας τη διερεύνηση τόσο των αισιόδοξων όσο και των απαισιόδοξων αποτελεσμάτων της πολιτικής όσον αφορά τη ζήτηση υγειονομικής φροντίδας και τη χρήση των πόρων. Επιπλέον, οι συγγραφείς ανέλυσαν τον αντίκτυπο της δημογραφικής γήρανσης επανασταθμίζοντας τον πληθυσμό του 2002 σε μια πρόβλεψη για το 2021 με βάση τα μέσα ποσοστά γεννήσεων, θνησιμότητας και μετανάστευσης. Ο μέσος αριθμός επισκέψεων αυξήθηκε ελαφρώς από 6,7 σε 6,9 ετησίως για τους χρήστες γενικών ιατρών (GP) (Nguifor et al., 2019). Οι ερευνητές εξέτασαν τρεις παράγοντες: νοσηρότητα, κοινωνική υποστήριξη και συμπεριφορά των ιατρών. Για την ηλικιακή ομάδα 65+, ο μέσος αριθμός επισκέψεων σε GP διπλασιάστηκε από 8,8 σε 15,3 για σενάρια υψηλότερης νοσηρότητας, ενώ η κοινωνική υποστήριξη παρέμεινε αμετάβλητη. Οι συγγραφείς διαπίστωσαν επίσης ότι τα ποσοστά συνταγογράφησης για τους πιο παρεμβατικούς GP ήταν σχεδόν διπλάσια σε σύγκριση με τους λιγότερο παρεμβατικούς συναδέλφους τους. Τα ποσοστά παραπομπής για τους πιο παρεμβατικούς GP ήταν έξι φορές υψηλότερα από τα πιο συντηρητικά (30% έναντι 5%). Η χρήση συνθετικών δεδομένων σε αυτό το παράδειγμα είναι μια προσέγγιση

που θα μπορούσε να επιτρέψει στους υπεύθυνους χάραξης πολιτικής να λαμβάνουν αποφάσεις σχετικά με την κατανομή των πόρων μετά από ανάλυση μιας σειράς πιθανών σεναρίων, προκειμένου να αποκτήσουν πληροφορίες σχετικά με τη ζήτηση υγειονομικής περίθαλψης και τη χρήση των πόρων (Laderas et al., 2017).

Η ευρεία εφαρμογή των συνθετικών συνόλων δεδομένων εκτείνεται πέρα από τη χρήση τους στην προσομοίωση πολιτικών και σε πολλαπλές μορφές δεδομένων. Μια διαφορετική αλλά εξίσου καινοτόμος προσέγγιση στη χρήση συνθετικών δεδομένων παρουσιάζεται σε μια μελέτη των Julia et al. το 2020, η οποία αξιοποίησε ένα μοντέλο επεξεργασίας φυσικής γλώσσας (NLP) εκπαιδεύοντάς το με συνθετικά σύνολα δεδομένων που δημιουργήθηκαν από εκθέσεις εξόδου ασθενών (Ive et al., 2020).

Το μοντέλο στοχεύει αποτελεσματικά στις ψυχικές ασθένειες για την πρόβλεψη της αντίστοιχης διάγνωσης και των φαινοτύπων. Τα ηλεκτρονικά αρχεία υγείας (EHR) παρέχουν δεδομένα NLP που μπορούν να χρησιμοποιηθούν για τον προσδιορισμό των κρίσιμων πτυχών της ασθένειας ενός ασθενούς και των αναμενόμενων πορειών της. Για τους ασθενείς με ψυχικά προβλήματα, τα EHR βασίζονται συνήθως σε μη δομημένο κείμενο που μπορεί να δημιουργηθεί συνθετικά για την εκπαίδευση γλωσσικών μοντέλων για την ταξινόμηση σύνθετων ασθενειών. Δεδομένου ότι οι πληροφορίες για την ψυχική υγεία θεωρούνται ιδιαίτερα ευαίσθητες, η χρήση συνθετικού κειμένου μειώνει τον κίνδυνο διαρροής ευαίσθητων πληροφοριών για μεμονωμένους ασθενείς. Τα συνθετικά σύνολα δεδομένων μπορούν επίσης να είναι χρήσιμα σε κλινικές προκλήσεις που αφορούν μεγάλους πληθυσμούς και επιδημιολογικά φαινόμενα, όπως στην πανδημία COVID-19. Τα συνθετικά σύνολα δεδομένων ήταν χρήσιμα για τη βελτίωση της πρόκλησης της έλλειψης δεδομένων στην αύξηση του όγκου των δεδομένων σε μελέτες απεικόνισης κατά την πανδημία COVID-19 (Jiang et al., 2021).

Συγκεκριμένα, οι Das et al. (2022) δημιούργησαν συνθετικά σύνολα δεδομένων υπό όρους για αξονικές τομογραφίες θώρακα, προκειμένου να ταξινομήσουν ασθενείς με COVID-19 από έναν πληθυσμό φυσιολογικών ατόμων και ασθενών με πνευμονία. Οι συγγραφείς απέδειξαν ότι η χρήση συνθετικών συνόλων δεδομένων μπορούσε να βελτιώσει την ακρίβεια της διαδικασίας ανίχνευσης COVID-19 σε σύγκριση με τα αρχικά σύνολα δεδομένων. Οι μελέτες που συζητήθηκαν καταδεικνύουν το πολύπλευρο δυναμικό και την προσαρμοστικότητα των συνθετικών δεδομένων στον τομέα της υγειονομικής περίθαλψης. Είτε πρόκειται για τη διερεύνηση των επιπτώσεων της πολιτικής υγειονομικής περίθαλψης σε μια δημογραφική ομάδα, τη βελτίωση των μοντέλων NLP για τη διάγνωση ψυχικών διαταραχών ή την ενίσχυση της ανίχνευσης COVID-19 σε αξονικές τομογραφίες,

τα συνθετικά σύνολα δεδομένων παρέχουν πολύτιμα εργαλεία για τους ερευνητές. Ενισχύοντας τον όγκο και τη μεταβλητότητα των διαθέσιμων δεδομένων, τα συνθετικά σύνολα δεδομένων διευκολύνουν πιο αξιόπιστες και ολοκληρωμένες αναλύσεις, ενημερώνοντας και βελτιώνοντας έτσι τις στρατηγικές υγειονομικής περίθαλψης, τα μοντέλα μηχανικής μάθησης και τις μεθόδους ανίχνευσης ασθενειών (Prasanna Das et al., 2022).

### 2.3.1. Συνθετικά δεδομένα και ψηφιακά δίδυμα

Τα συνθετικά δεδομένα είναι επίσης χρήσιμα για τα ψηφιακά δίδυμα, τα οποία είναι εικονικά αντίγραφα φυσικών συστημάτων ή διαδικασιών που μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την προσομοίωση και την πρόβλεψη της συμπεριφοράς τους σε πραγματικό χρόνο. Η χρήση των ψηφιακών διδύμων στον τομέα της υγειονομικής περίθαλψης είναι ακόμη ανεπαρκής, αλλά τα συνθετικά δεδομένα θα μπορούσαν να χρησιμοποιηθούν για τη δημιουργία εξατομικευμένων μοντέλων ασθενών, τα οποία είναι απαραίτητα για τη βελτιστοποίηση των θεραπευτικών σχεδίων και τη συμμόρφωση των ασθενών.

Ένας τομέας όπου τα ψηφιακά δίδυμα χρησιμοποιούνται όλο και περισσότερο είναι η αποτελεσματικότητα και η λειτουργία των νοσοκομείων, όπου τα συνθετικά δεδομένα χρησιμοποιούνται για τη δημιουργία ρεαλιστικών μοντέλων που μπορούν να προσομοιώσουν διαφορετικά σενάρια και να προβλέψουν τα αποτελέσματα. Στη δημιουργία ενός ψηφιακού δίδυμου νοσοκομείου, τα συνθετικά δεδομένα μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την προσομοίωση διαφορετικών σεναρίων, όπως αλλαγές στον αριθμό των ασθενών, το επίπεδο εκπαίδευσης του προσωπικού και τη διαθεσιμότητα εξοπλισμού, επιτρέποντας έτσι υποθετικά στους διαχειριστές να βελτιστοποιήσουν τα επίπεδα στελέχωσης και την κατανομή των πόρων, μειώνοντας το κόστος και βελτιώνοντας τα αποτελέσματα των ασθενών (Cheng et al., 2022). Τα συνθετικά δεδομένα μπορούν επίσης να χρησιμοποιηθούν για τη δημιουργία ψηφιακών διδύμων ασθενών και της πορείας τους, τα οποία μπορούν να χρησιμοποιηθούν για τη βελτιστοποίηση των θεραπευτικών σχεδίων και τη βελτίωση των αποτελεσμάτων των ασθενών (Cockrell et al., 2022). Με τη δημιουργία ενός εξατομικευμένου μοντέλου ενός ασθενούς, τα συνθετικά δεδομένα μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την προσομοίωση διαφορετικών θεραπευτικών επιλογών και την πρόβλεψη της αποτελεσματικότητάς τους, βελτιώνοντας έτσι τα αποτελέσματα των ασθενών και ενδεχομένως μειώνοντας το κόστος (Zhang et al., 2019).

### 2.3.2. Πιθανές παγίδες

Η ενσωμάτωση συνθετικών δεδομένων στην υγειονομική περίθαλψη έχει επαινεθεί για τη δυνατότητά της να παρακάμψει τις προκλήσεις που σχετίζονται με την έλλειψη δεδομένων και την προστασία της ιδιωτικής ζωής. Ωστόσο, αυτή η δυνατότητα ενέχει ανησυχίες, όπως ο κίνδυνος ενίσχυσης της μεροληψίας, η χαμηλή ερμηνεία και η απουσία αξιόπιστων μεθόδων ελέγχου της ποιότητας των δεδομένων. Η μεροληψία ορίζεται ως μια συστηματική ασυμφωνία ή επίμονη απόκλιση που προκύπτει κατά τη διαδικασία δειγματοληψίας ή ελέγχου των δεδομένων. Αυτό μπορεί να οδηγήσει σε υπερεκτίμηση ή υποεκτίμηση των κινδύνων που συνδέονται με συγκεκριμένα κλινικά αποτελέσματα. Κατά συνέπεια, εάν το κύριο σύνολο δεδομένων που χρησιμοποιείται για τη δημιουργία συνθετικών δεδομένων φέρει εγγενείς μεροληψίες, τα συνθετικά δεδομένα θα μπορούσαν να μεγεθύνουν ακούσια αυτές τις μεροληψίες (Pencina et al., 2020). Αυτό μπορεί να οδηγήσει σε εσφαλμένα αποτελέσματα στην ιατρική έρευνα και πρακτική, διαιωνίζοντας περαιτέρω τις υπάρχουσες ανισότητες και θέτοντας τις ευάλωτες πληθυσμιακές ομάδες σε αυξημένο κίνδυνο βλάβης και διακρίσεων (Norori et al., 2021). Αυτή η μεροληψία μπορεί να προέρχεται από τον πληθυσμό που μελετάται, τις τεχνικές που χρησιμοποιούνται για τη συλλογή δεδομένων ή τις μεθόδους που χρησιμοποιούνται για την εξαγωγή του νέου συνόλου δεδομένων (Naeem et al., 2020; Josip Djolonga et al., 2020).

Για παράδειγμα, εάν ένα συνθετικό σύνολο δεδομένων εκπαιδεύεται σε ένα σύνολο δεδομένων με εικόνες προσώπων που περιλαμβάνει κυρίως άτομα από μια συγκεκριμένη εθνότητα, οι συνθετικές εικόνες που δημιουργούνται θα αντικατοπτρίζουν φυσικά αυτή την ανισορροπία, διαιωνίζοντας έτσι την αρχική μεροληψία. Αυτό έχει ως αποτέλεσμα τα συστήματα τεχνητής νοημοσύνης να είναι «τυφλά» σε δεδομένα που δεν περιλαμβάνονται στα σύνολα εκπαίδευσής τους, ανίκανα να αναπαριστούν με ακρίβεια ή να λάβουν δίκαιες αποφάσεις σχετικά με τις μη αντιπροσωπευόμενες κατηγορίες. Αυτό είναι γνωστό ως πρόβλημα «εκτός κατανομής» (OOD), μια βασική πρόκληση για τα συστήματα τεχνητής νοημοσύνης που λειτουργούν με συνθετικά δεδομένα (Moller et al., 2021).

Παρά το γεγονός ότι τα συνθετικά δεδομένα μπορούν ενδεχομένως να λύσουν αυτόν τον περιορισμό με την υπερ-δειγματοληψία των υποεκπροσωπούμενων χαρακτηριστικών, ο κίνδυνος έγκειται στον κίνδυνο υπερ-γενίκευσης και πιθανής δημιουργίας ανύπαρκτων ή λανθασμένων συσχετίσεων. Αυτή η τεχνητή αύξηση μπορεί στην πραγματικότητα να

επιδεινώσει το πρόβλημα της εκτός κατανομής, αναπαριστώντας εσφαλμένα ορισμένα δημογραφικά στοιχεία και τα σχετικά ιατρικά προφίλ τους. Ως εκ τούτου, είναι ζωτικής σημασίας η δημιουργία συνθετικών δεδομένων να συνοδεύεται από έλεγχο και συνεπείς αξιολογήσεις, προκειμένου να ελαχιστοποιηθούν αυτές οι προκαταλήψεις. Για την αντιμετώπιση του προβλήματος OOD μπορούν να χρησιμοποιηθούν αυτόματες μέθοδοι βασισμένες στην τεχνητή νοημοσύνη, όπως η ενσωμάτωση τεχνικών ανίχνευσης ανωμαλιών που μπορούν να εντοπίσουν περιπτώσεις που αποκλίνουν σημαντικά από την κατανομή των δεδομένων εκπαίδευσης, βοηθώντας στην ανίχνευση και τη διαχείριση παραδειγμάτων OOD. Με την επισήμανση ή την απόρριψη τέτοιων παραδειγμάτων, τα συστήματα τεχνητής νοημοσύνης μπορούν να αποφύγουν την πραγματοποίηση αναξιόπιστων προβλέψεων ή αποφάσεων (Chen et al., 2020).

Η μεροληψία μπορεί επίσης να προέλθει από τις γενετικές μεθόδους που χρησιμοποιούνται για την παραγωγή του συνθετικού συνόλου δεδομένων. Υπάρχουν σημαντικές προκλήσεις που σχετίζονται με την ερμηνεία των μοντέλων δημιουργίας συνθετικών δεδομένων, συμπεριλαμβανομένης της φύσης των αλγορίθμων δημιουργίας ως «μαύρου κουτιού», των περιορισμών στις μετρήσεις αξιολόγησης και της πιθανότητας «υπερπροσαρμογής» ή «υποπροσαρμογής». Αυτή η έλλειψη διαφάνειας μπορεί να υπονομεύσει την εμπιστοσύνη στα συνθετικά δεδομένα που δημιουργούνται, καθιστώντας δύσκολο για τους επαγγελματίες του τομέα της υγείας και τους ερευνητές να καταλήξουν σε αξιόπιστα συμπεράσματα ή να λάβουν τεκμηριωμένες αποφάσεις με βάση τα δεδομένα (Molnar, 2020).

Οι τεχνικές τεχνητής νοημοσύνης (Explainable Artificial Intelligence-XAI-) διαδραματίζουν καθοριστικό ρόλο στη διασφάλιση της ερμηνείας και της διαφάνειας των συστημάτων τεχνητής νοημοσύνης, ιδίως όταν πρόκειται για συνθετικά δεδομένα. Οι μέθοδοι XAI επιτρέπουν στους χρήστες να κατανοήσουν τους υποκείμενους μηχανισμούς και τις διαδικασίες λήψης αποφάσεων των μοντέλων τεχνητής νοημοσύνης, παρέχοντας πληροφορίες για τις σχέσεις εισόδου-εξόδου (Lenatti et al., 2023). Στο πλαίσιο της υγειονομικής περίθαλψης, τεχνικές XAI όπως το SHAP (Shapley Additive Explanations) έχουν χρησιμοποιηθεί για την ερμηνεία των προβλέψεων που γίνονται από μοντέλα μηχανικής μάθησης, εξασφαλίζοντας διαφάνεια στη λήψη αποφάσεων (Ghaffar Nia et al., 2023).

Οι μέθοδοι XAI επιτρέπουν στους χρήστες να εξετάζουν και να κατανοούν τις αποφάσεις που λαμβάνονται από συστήματα τεχνητής νοημοσύνης, κάτι που είναι ιδιαίτερα σημαντικό σε τομείς όπου η λήψη αποφάσεων πρέπει να είναι διαφανής, όπως η υγειονομική περίθαλψη

(Ghaffar Nia et al., 2023). Στο πλαίσιο των συνθετικών δεδομένων, οι τεχνικές ΧΑΙ μπορούν να βοηθήσουν στην αξιολόγηση του κατά πόσον τα συνθετικά δεδομένα διατηρούν τις επιθυμητές σχέσεις εισόδου-εξόδου παρόμοιες με αυτές που βρίσκονται στα πραγματικά δεδομένα (Lenatti et al., 2023). Με τη χρήση μεθόδων ΧΑΙ, καθίσταται δυνατή η αναγνώριση των προκαταλήψεων και η αξιολόγηση του βαθμού στον οποίο τα συνθετικά δεδομένα αντιπροσωπεύουν πραγματικά σενάρια. Ωστόσο, είναι σημαντικό να σημειωθεί ότι οι μέθοδοι ΧΑΙ δεν είναι χωρίς προκλήσεις. Η ερμηνεία των μοντέλων ΑΙ και οι εξηγήσεις που παρέχονται από τις τεχνικές ΧΑΙ μπορεί να είναι υποκειμενικές και να εξαρτώνται από το πλαίσιο (Irene, 2020). Διαφορετικοί ενδιαφερόμενοι μπορεί να έχουν διαφορετικές απαιτήσεις και ερμηνείες για το τι αποτελεί ικανοποιητική εξήγηση. Επιπλέον, θα πρέπει να εξεταστεί προσεκτικά η σχέση μεταξύ ακρίβειας και ερμηνείας, καθώς τα πιο ερμηνεύσιμα μοντέλα μπορεί να θυσιάζουν κάποιο επίπεδο προγνωστικής απόδοσης (Hatherley et al., 2022).

Μια σημαντική πρόκληση που προκύπτει στον τομέα των συνθετικών δεδομένων αφορά την ανάγκη για αξιόπιστες μεθόδους ελέγχου, ιδίως όταν οι μέθοδοι ΧΑΙ αποδεικνύονται ανεπαρκείς για την αξιολόγηση της ακρίβειας και της αντιπροσωπευτικότητας των δεδομένων. Το βασικό πρόβλημα έγκειται στο γεγονός ότι οι συμβατικές τεχνικές που χρησιμοποιούνται για τη δημιουργία συνθετικών δεδομένων ενδέχεται να μην αποτυπώνουν επαρκώς την πλούσια πολυπλοκότητα και την ποικιλία των πραγματικών ιατρικών σεναρίων. Κατά συνέπεια, η ανάπτυξη νέων μεθόδων ελέγχου καθίσταται επιτακτική για να διασφαλιστεί η πραγματική αντιπροσωπευτικότητα των συνθετικών δεδομένων. Μια πιθανή προσέγγιση για τις μεθόδους ελέγχου περιλαμβάνει την αξιοποίηση προηγμένων στατιστικών τεχνικών και μοντέλων μηχανικής μάθησης για την ακριβή αξιολόγηση της ομοιότητας μεταξύ συνθετικών και πραγματικών συνόλων δεδομένων. Τεχνικές όπως η αντιστοίχιση κατανομής, η ανάλυση συσχετίσεων μπορούν να αποτυπώσουν τις περίπλοκες συσχετίσεις και τα μοτίβα που είναι εγγενή στα πραγματικά ιατρικά σενάρια, ενισχύοντας την αντιπροσωπευτικότητα των δεδομένων (Courtois et al., 2021; Xia, 2020).

Μια άλλη στρατηγική θα περιλαμβάνει τη δημιουργία μετρήσεων αξιολόγησης και συνόλων δεδομένων αναφοράς για συγκεκριμένους τομείς, ειδικά προσαρμοσμένων για εφαρμογές στον τομέα της υγειονομικής περίθαλψης. Με την επιμέλεια αναφορών που αντιπροσωπεύουν με ακρίβεια ένα ευρύ φάσμα πραγματικών ιατρικών σεναρίων, οι ερευνητές και οι επαγγελματίες μπορούν να συγκρίνουν αποτελεσματικά την απόδοση διάφορων τεχνικών δημιουργίας συνθετικών δεδομένων (Alur et al., 2023). Είναι επίσης σημαντικό να συμμετέχουν οι ασθενείς και οι επαγγελματίες του τομέα της υγείας στην ανάπτυξη και την

επικύρωση των συνθετικών δεδομένων, προκειμένου να διασφαλιστεί η συνάφεια και η αναπαράσταση των πραγματικών ιατρικών σεναρίων. Αυτή η προσέγγιση με τη συμμετοχή του ανθρώπινου παράγοντα μπορεί να συμβάλει στην αντιμετώπιση των προκλήσεων που θέτουν τα σενάρια συνθετικών δεδομένων και να ενισχύσει την αξιοπιστία και την ανθεκτικότητα των γενετικών μοντέλων (Lai et al., 2022).

Τέλος, η διαφάνεια με τη μορφή σαφούς τεκμηρίωσης της διαδικασίας δημιουργίας δεδομένων, των πιθανών περιορισμών και των μεροληψιών των δεδομένων μπορεί να βοηθήσει στον εντοπισμό πραγματικών και πιθανών σφαλμάτων. Για την εξισορρόπηση των πλεονεκτημάτων των συνθετικών δεδομένων με τις προκλήσεις της μεροληψίας, της ερμηνείας και της ανάγκης ελέγχου της ποιότητας των δεδομένων, είναι ζωτικής σημασίας να δοθεί προτεραιότητα στην ευημερία των ασθενών και να διατηρηθούν τα ήθικα πρότυπα στην υγειονομική περίθαλψη (Giuffrè & Shung, 2023).

#### **2.4.Πλεονεκτήματα/μειονεκτήματα συνθετικών δεδομένων**

Τα συνθετικά δεδομένα μπορούν να βελτιώσουν την απόδοση των μοντέλων ανθρώπινης ανάλυσης, τα επίπεδα ελέγχου και να μετριάσουν τα προβλήματα προστασίας της ιδιωτικής ζωής. Τα οφέλη αυτά περιγράφονται συνοπτικά παρακάτω (Tinsley et al., 2021):

- Βελτίωση της απόδοσης: Μια ευρεία εφαρμογή των συνθετικών δεδομένων είναι η βελτίωση της απόδοσης των μοντέλων ανθρώπινης ανάλυσης. Επιπλέον, τα συνθετικά σύνολα δεδομένων αξιολόγησης, συμπεριλαμβανομένων των ελεγχόμενων ετικετών, αξιοποιούνται για την αξιολόγηση της απόδοσης νέων αλγορίθμων και προ-εκπαιδευμένων μοντέλων. Στην ανθρώπινη ανάλυση, η υψηλή πιστότητα των συνόλων δεδομένων αξιολόγησης έχει τροφοδοτηθεί κυρίως από την αξιοσημείωτη πρόοδο στον τομέα της συνθετικής σύνθεσης εικόνων, η οποία επιτρέπει τη δημιουργία συνθετικών ζευγαρωμένων δειγμάτων μέσω της χειραγώγησης της σημασιολογίας μεμονωμένων εικόνων.
- Έλεγχος και δυνατότητα επέκτασης: Οι εξελίξεις στα γενετικά μοντέλα έχουν επιτρέψει τη δημιουργία συνθετικών δεδομένων, ενσωματώνοντας λεπτομερή έλεγχο της σημασιολογίας. Κατά συνέπεια, μπορούν να δημιουργηθούν συνθετικά σύνολα δεδομένων για την εξισορρόπηση σημαντικών παραγόντων διακύμανσης (π.χ. η

αναλογία εικόνων που αφορούν άνδρες και γυναίκες), μειώνοντας τις μεροληψίες που προκαλούνται από την άνιση κατανομή των κατηγοριών που παρατηρείται συχνά στα σύνολα δεδομένων του πραγματικού κόσμου. Επιπλέον, η χρήση μοντέλων σύνθεσης εικόνων επιτρέπει τη δημιουργία συνθετικών συνόλων δεδομένων μεγάλης κλίμακας, ένας παράγοντας που είναι γνωστό ότι συσχετίζεται με την απόδοση των DNN.

- Μείωση των ανησυχιών σχετικά με την προστασία της ιδιωτικής ζωής: Τέλος, τα πλήρως συνθετικά σύνολα δεδομένων μειώνουν τις ανησυχίες σχετικά με την προστασία της ιδιωτικής ζωής που σχετίζονται με τη διανομή και την επεξεργασία ευαίσθητων δεδομένων ανθρώπων. Παρά τα γνωστά περιστατικά διαρροής πληροφοριών από GAN, η ανακατασκευή δειγμάτων εκπαίδευσης παραμένει μια πρόκληση, σε αντίθεση με την επεξεργασία πραγματικών δεδομένων. Σημειώνουμε ότι η διαρροή πληροφοριών αποτελεί μείζον πρόβλημα και έχει προσδιοριστεί μια σειρά σχετικών μέτρων, όπως οι έννοιες της διαφοροποιημένης ιδιωτικότητας και της μείωσης της ακρίβειας. Ενώ λόγω νομικών και ιδιωτικών ανησυχιών, μεγάλης κλίμακας σύνολα δεδομένων βιομετρικών στοιχείων, όπως το MegaFace, έχουν αποσυρθεί από τα δημόσια κανάλια, προβλέπουμε ότι μεγάλης κλίμακας συνθετικά σύνολα δεδομένων θα χρησιμοποιηθούν για την εκπαίδευση και την αξιολόγηση των DNN (Xu et al., 2019).

Επιπλέον, η δημιουργία συνθετικών δεδομένων προσφέρει πολλά άλλα οφέλη στους οργανισμούς (Drechsler, 2018):

- Χαμηλότερο κόστος διαχείρισης και ανάλυσης δεδομένων: Οι παραδοσιακές μέθοδοι συλλογής δεδομένων είναι δαπανηρές, χρονοβόρες και απαιτούν πολλούς πόρους. Χρησιμοποιώντας συνθετικά δεδομένα, οι οργανισμοί μειώνουν το κόστος που συνδέεται με τη συλλογή και την αποθήκευση δεδομένων. Αυτό είναι ιδιαίτερα επωφελές για μικρότερους οργανισμούς ή νεοσύστατες επιχειρήσεις με περιορισμένους πόρους, καθώς τους επιτρέπει να πραγματοποιούν αναλύσεις που διαφορετικά θα ήταν πολύ δαπανηρές ή χρονοβόρες. Επιπλέον, τα συνθετικά δεδομένα είναι πολύ πιο εύκολα στην αποθήκευση και τον χειρισμό, εξαλείφοντας την ανάγκη για ακριβό υλικό και λογισμικό. Αυτό βοηθά τους οργανισμούς να εξοικονομήσουν χρήματα από το κόστος αποθήκευσης και συντήρησης δεδομένων, επιτρέποντάς τους να επικεντρώσουν τους πόρους τους σε άλλες πτυχές της επιχείρησής τους.
- Ταχύτερος χρόνος ολοκλήρωσης των ροών εργασίας και των έργων ανάπτυξης: Η συλλογή και η προετοιμασία των δεδομένων αποτελεί συχνά εμπόδιο στις ροές

εργασίας ανάπτυξης. Χρησιμοποιώντας συνθετικά δεδομένα, οι οργανισμοί δημιουργούν γρήγορα σύνολα δεδομένων υψηλής ποιότητας για χρήση σε πειράματα και προσομοιώσεις. Αυτό επιταχύνει τη διαδικασία ανάπτυξης και επιτρέπει στις ομάδες να επικεντρώσουν τις προσπάθειές τους στην ανάλυση και όχι στη συλλογή δεδομένων. Τα συνθετικά δεδομένα χρησιμοποιούνται επίσης για τη δημιουργία συνόλων δεδομένων για έργα με σύντομα χρονοδιαγράμματα, όπως δοκιμές A/B ή γρήγορη δημιουργία πρωτοτύπων. Με αυτόν τον τρόπο, οι οργανισμοί δοκιμάζουν γρήγορα και με ακρίβεια διαφορετικά σενάρια, δημιουργούν και αναπτύσσουν γρήγορα πειράματα και προσομοιώσεις και κατανοούν καλύτερα τους πελάτες, τα προϊόντα ή τις υπηρεσίες τους (Goldstein et al., 2020).

- Μεγαλύτερος έλεγχος της ποιότητας και της μορφής του συνόλου δεδομένων: Με τις παραδοσιακές μεθόδους συλλογής δεδομένων, οι εταιρείες συχνά περιορίζονται στα δεδομένα που έχουν στη διάθεσή τους, τα οποία ενδέχεται να μην έχουν τη μορφή ή την ποιότητα που χρειάζονται. Τα συνθετικά δεδομένα, από την άλλη πλευρά, δημιουργούνται για να πληρούν συγκεκριμένες απαιτήσεις ποιότητας και μορφής, διασφαλίζοντας ότι τα δεδομένα είναι κατάλληλα για μια συγκεκριμένη περίπτωση χρήσης ή σενάριο. Αυτό επιτρέπει στους οργανισμούς να ελέγχουν και να προσαρμόζουν τα χαρακτηριστικά και τα μοτίβα του συνόλου δεδομένων τους και να το προσαρμόζουν στις ανάγκες και τις προδιαγραφές τους, με τελικό αποτέλεσμα την πραγματοποίηση πιο ακριβών και αξιόπιστων αναλύσεων. Επιπλέον, τα συνθετικά δεδομένα μπορούν εύκολα να τροποποιηθούν ή να προσαρμοστούν ανάλογα με τις ανάγκες, επιτρέποντας στις ομάδες δεδομένων να δοκιμάσουν και να βελτιώσουν τα μοντέλα τους χωρίς να χρειαστεί η συλλογή επιπλέον δεδομένων (Jordon et al., 2022).
- Καλύτερη απόδοση σε αλγόριθμους μηχανικής μάθησης: Τα συνθετικά δεδομένα επιτρέπουν στους οργανισμούς να δημιουργούν μεγάλες ποσότητες διαφορετικών δεδομένων, τα οποία βοηθούν τους αλγόριθμους μηχανικής μάθησης να μαθαίνουν και να γενικεύουν καλύτερα. Επιπλέον, αντιμετωπίζουν προβλήματα όπως η υπερπροσαρμογή, όπου το μοντέλο αποδίδει καλά στα δεδομένα εκπαίδευσης αλλά όχι στα νέα, άγνωστα δεδομένα. Με τη σύνθεση νέων σημείων δεδομένων, τα συνθετικά δεδομένα βοηθούν στην πρόληψη της υπερπροσαρμογής και βελτιώνουν τις δυνατότητες γενίκευσης των μοντέλων μηχανικής μάθησης. Επιπλέον, τα συνθετικά δεδομένα χρησιμοποιούνται για την εξισορρόπηση των κατανομών κλάσεων, την αντιμετώπιση των ελλειπόντων τιμών και τη δημιουργία νέων χαρακτηριστικών που

μπορεί να είναι σχετικά με την εκάστοτε εργασία. Χρησιμοποιώντας τα για να αυξήσουν ή να αντικαταστήσουν τα πραγματικά δεδομένα, οι οργανισμοί βελτιώνουν την απόδοση και την ακρίβεια των αλγορίθμων μηχανικής μάθησης, οδηγώντας τελικά σε καλύτερα αποτελέσματα και αποτελεσματικότερη λήψη αποφάσεων (Endres et al., 2022).

- Μεγαλύτερη ευελιξία και αυξημένη συνεργασία: Λόγω των ιδιοτήτων τους που διασφαλίζουν την προστασία της ιδιωτικότητας, τα συνθετικά δεδομένα διανέμονται εύκολα μεταξύ ομάδων και οργανισμών, επιτρέποντας μεγαλύτερη συνεργασία και προωθώντας την ανταλλαγή γνώσεων. Αυτό επιτρέπει στις ομάδες να συνεργάζονται σε δεδομένα με απόλυτα ανώνυμο και ασφαλή τρόπο, διατηρώντας παράλληλα την ακεραιότητα του συνόλου δεδομένων (Goldstein et al., 2020). Επιπλέον, τα συνθετικά δεδομένα χρησιμοποιούνται για τη δημιουργία εικονικών αντιγράφων συνόλων δεδομένων, τα οποία στη συνέχεια διερευνώνται, δοκιμάζονται και μοιράζονται με τα ενδιαφερόμενα μέρη. Με αυτόν τον τρόπο, οι ομάδες πειραματίζονται σε ένα ασφαλές και ελεγχόμενο περιβάλλον με μεγαλύτερη ευελιξία και έλεγχο των δεδομένων που χρησιμοποιούν (Endres et al., 2022).
- Μειωμένη μεροληψία και βελτιωμένη ασφάλεια των δεδομένων: Η δημιουργία συνθετικών δεδομένων έχει μετασχηματιστικό αντίκτυπο στους οργανισμούς, μειώνοντας τη μεροληψία και βελτιώνοντας την ασφάλεια των δεδομένων. Τα συνθετικά δεδομένα επιτρέπουν στους οργανισμούς να δημιουργούν ισορροπημένα ή αντιπροσωπευτικά δείγματα που αντικατοπτρίζουν καλύτερα τον υποκείμενο πληθυσμό, μειώνοντας τον κίνδυνο διακριτικών αποτελεσμάτων και προωθώντας τη δικαιοσύνη και την ισότητα στη λήψη αποφάσεων (Gonzales et al., 2023). Τα συνθετικά δεδομένα επιτρέπουν επίσης στους οργανισμούς να διατηρούν την ασφάλεια των δεδομένων, αναπαράγοντας τα χαρακτηριστικά και τα μοτίβα των πραγματικών δεδομένων χωρίς να εκθέτουν εμπιστευτικές πληροφορίες. Για παράδειγμα, ένας οργανισμός υγειονομικής περίθαλψης μπορεί να χρησιμοποιήσει συνθετικά δεδομένα για να εκπαιδεύσει ένα μοντέλο μηχανικής μάθησης για τη διάγνωση ασθενειών χωρίς να μοιραστεί τα πραγματικά δεδομένα των ασθενών. Χρησιμοποιώντας συνθετικά δεδομένα για να αυξήσουν ή να αντικαταστήσουν τα δεδομένα του πραγματικού κόσμου, οι οργανισμοί αυξάνουν την εμπιστοσύνη και τη διαφάνεια στις διαδικασίες λήψης αποφάσεων, μειώνοντας ταυτόχρονα το κόστος και την πολυπλοκότητα της συλλογής δεδομένων (Lee, 2025).

Παρόλο που τα συνθετικά δεδομένα προσφέρουν πολλά οφέλη, υπάρχουν ορισμένοι περιορισμοί (Bonnéry et al., 2019):

- Έλλειψη ρεαλισμού και ακρίβειας: Η έλλειψη ρεαλισμού και ακρίβειας είναι ίσως ο μεγαλύτερος περιορισμός των συνθετικών δεδομένων. Ενώ αναπαράγουν μοτίβα και καταγράφουν συσχετίσεις, η δημιουργία ρεαλιστικών συνθετικών δεδομένων που αποτυπώνουν τις αποχρώσεις των δεδομένων του πραγματικού κόσμου είναι μια δύσκολη εργασία. Αυτό ισχύει ιδιαίτερα σε περιπτώσεις όπου το μοντέλο δημιουργίας δεδομένων δεν είναι καλά βαθμονομημένο ή δεν αποτυπώνει με ακρίβεια την υποκείμενη κατανομή των δεδομένων του πραγματικού κόσμου. Επίσης, τα συνθετικά δεδομένα ενδέχεται να μην αποτυπώνουν την πολυπλοκότητα των συνόλων δεδομένων του πραγματικού κόσμου και ενδέχεται να παραλείπουν σημαντικές λεπτομέρειες ή σχέσεις που απαιτούνται για ακριβείς προβλέψεις.
- Δυσκολία στη δημιουργία σύνθετων δεδομένων: Οι τεχνικές δημιουργίας συνθετικών δεδομένων λειτουργούν καλύτερα όταν τα δεδομένα που δημιουργούνται είναι απλά και μπορούν να περιγραφούν με ένα σύνολο κανόνων ή προτύπων. Η δημιουργία σύνθετων δεδομένων, όπως κείμενα σε φυσική γλώσσα ή εικόνες, είναι πολύ πιο δύσκολη και απαιτεί πιο εξελιγμένες τεχνικές. Για παράδειγμα, η δημιουργία κειμένου φυσικής γλώσσας είναι δύσκολη, επειδή οι προτάσεις που δημιουργούνται πρέπει να είναι συντακτικά σωστές, να ακολουθούν συγκεκριμένους κανόνες γραμματικής και στίξης και να μεταφέρουν το σωστό νόημα. Ομοίως, η δημιουργία ρεαλιστικών εικόνων απαιτεί την ακριβή αποτύπωση των αποχρώσεων και των λεπτομερειών των υποκείμενων εικόνων, εξειδικευμένα μοντέλα και ένα μεγάλο σύνολο δεδομένων με εικόνες του πραγματικού κόσμου για εκπαίδευση (Li et al., 2023).
- Δυσκολία επικύρωσης των συνθετικών δεδομένων: Ένας άλλος περιορισμός των συνθετικών δεδομένων είναι η δυσκολία επικύρωσης της ακρίβειάς τους. Αν και ένα συνθετικό σύνολο δεδομένων μπορεί να φαίνεται ρεαλιστικό και ακριβές, είναι δύσκολο να γνωρίζουμε με βεβαιότητα εάν αποτυπώνει με ακρίβεια τις υποκείμενες τάσεις των δεδομένων του πραγματικού κόσμου. Επομένως, δεν υπάρχει εγγύηση ότι ένα μοντέλο που έχει εκπαιδευτεί σε συνθετικά δεδομένα θα είναι ακριβές όταν εφαρμοστεί στον πραγματικό κόσμο. Τα μοντέλα γενετικής συνθετικών δεδομένων αναζητούν κοινές τάσεις και μοτίβα στα δεδομένα του πραγματικού κόσμου, αλλά ενδέχεται να παραλείψουν λεπτές αποχρώσεις ή πιθανές ανωμαλίες που υπάρχουν στα

πραγματικά δεδομένα. Ως αποτέλεσμα, τα συνθετικά δεδομένα που παράγονται ενδέχεται να μην είναι απολύτως ακριβή ή αξιόπιστα (Brauneck et al., 2023)

- Εξάρτηση από τα πραγματικά δεδομένα: Η παραγωγή συνθετικών δεδομένων εξαρτάται σε μεγάλο βαθμό από τα υποκείμενα δεδομένα του πραγματικού κόσμου. Εάν τα πραγματικά δεδομένα είναι ελλιπή ή ανακριβή, τότε τα συνθετικά δεδομένα που παράγονται από αυτά δεν θα είναι ούτε αυτά τέλεια (Brauneck et al., 2023). Επιπλέον, εάν τα πραγματικά δεδομένα αλλάζουν με την πάροδο του χρόνου, τότε τα συνθετικά δεδομένα που παράγονται από αυτά πρέπει να ελέγχονται και να ενημερώνονται τακτικά για να διασφαλίζεται η ακρίβεια και η αξιοπιστία τους. Ωστόσο, η ύπαρξη ενός αυτοματοποιημένου συστήματος εισαγωγής και παραγωγής δεδομένων, όπως αυτό που χρησιμοποιείται από την πλατφόρμα μας, μπορεί να βοηθήσει στην υπέρβαση αυτού του περιορισμού. Με εργαλεία όπως το Syntheticus, οι οργανισμοί μπορούν να δημιουργούν αυτόματα νέα συνθετικά δεδομένα, αν χρειαστεί, εξασφαλίζοντας ακρίβεια και αξιοπιστία, ακόμη και αν τα δεδομένα του πραγματικού κόσμου αλλάζουν με την πάροδο του χρόνου. (Tewari, 2023).
- Προβλήματα μεροληψίας και προστασίας της ιδιωτικής ζωής: Ένας άλλος περιορισμός των συνθετικών δεδομένων είναι η πιθανότητα προβλημάτων μεροληψίας και προστασίας της ιδιωτικής ζωής. Τα γενετικά μοντέλα συχνά εκπαιδεύονται σε υπάρχοντα σύνολα δεδομένων, τα οποία μπορεί να περιέχουν μεροληψίες ή ανακρίβειες που μπορούν να μεταδοθούν στα συνθετικά δεδομένα. Εάν αυτές οι μεροληψίες δεν αντιμετωπιστούν, μπορούν να οδηγήσουν σε ανακριβή αποτελέσματα και άδικες αποφάσεις. Επιπλέον, η έλλειψη σαφών προτύπων για τους δείκτες προστασίας της ιδιωτικής ζωής μπορεί να δημιουργήσει αβεβαιότητα σχετικά με τον καλύτερο τρόπο προστασίας των ευαίσθητων πληροφοριών σε συνθετικά σύνολα δεδομένων. Η Syntheticus αναγνωρίζει αυτή την πρόκληση και συμμετέχει ενεργά στην IEEE Standards Association, η οποία έχει συστήσει μια ομάδα εμπειρογνομόνων IC για τον καθορισμό ενός προτύπου για δομημένα συνθετικά δεδομένα που προστατεύουν το απόρρητο. Επιπλέον, δεδομένου ότι τα συνθετικά σύνολα δεδομένων δημιουργούνται από πραγματικά δεδομένα, υπάρχει κίνδυνος να εκτεθούν ιδιωτικές και ευαίσθητες πληροφορίες εάν τα δεδομένα δεν είναι κατάλληλα ασφαλισμένα.

## 2.5. Ζητήματα προστασίας της ιδιωτικής ζωής και ρυθμιστικές αρχές

Τα συνθετικά δεδομένα ενέχουν σοβαρούς κινδύνους για την ιδιωτικότητα και την προστασία των δεδομένων. Όπως υποστηρίζεται σε μια πρόσφατη ανασκόπηση, η ιδιωτικότητα δεν είναι κάτι που πρέπει να λαμβάνεται υπόψη εκ των υστέρων, αφού έχει ήδη σχεδιαστεί και αναπτυχθεί ένα σύστημα. Πρέπει να εφαρμόζεται προληπτικά μια νοοτροπία «ιδιωτικότητας από το σχεδιασμό», ιδίως όταν πρόκειται για κλινικά δεδομένα. Η βασική πρόκληση είναι να διασφαλιστεί ότι τα συνθετικά δεδομένα που προέρχονται από ευαίσθητες ιατρικές πληροφορίες δεν αποκαλύπτουν ακούσια αναγνωρίσιμα στοιχεία για άτομα ή δεν οδηγούν σε επαναπροσδιορισμό της ταυτότητας, παραβιάζοντας τις αρχές της ιδιωτικής ζωής και της προστασίας των δεδομένων (Tewari, 2023).

Προς το παρόν, δεν υπάρχει σαφής νομοθεσία σχετικά με τη χρήση συνθετικών δεδομένων και οι ισχύοντες κανονισμοί για την προστασία των δεδομένων, όπως ο Γενικός Κανονισμός για την Προστασία Δεδομένων (GDPR) και ο Νόμος για τη Φορητότητα και την Ευθύνη στην Ασφάλιση Υγείας (HIPAA), έχουν περιορισμένη ικανότητα να αντιμετωπίσουν όλους τους πιθανούς κινδύνους που συνδέονται με τα συνθετικά δεδομένα (Agora & Agora, 2022). Οι δύο σειρές κανονισμών ακολουθούν την αρχή ότι όλοι οι ασθενείς πρέπει να δίνουν τη συγκατάθεσή τους πριν από την επεξεργασία ή την κοινοποίηση των δεδομένων τους, με εξαιρέσεις όταν η επεξεργασία των δεδομένων είναι υποχρεωτική, όπως για σκοπούς πληρωμής ή θεραπείας. Η απλούστερη μέθοδος προστασίας της ιδιωτικής ζωής είναι η κατάργηση όλων των πεδίων που θα μπορούσαν να ταυτοποιήσουν άμεσα και με μοναδικό τρόπο ένα άτομο, όπως συνιστά ο HIPAA, ο οποίος προσδιόρισε 18 τέτοια στοιχεία (π.χ. όνομα, αριθμός κοινωνικής ασφάλισης, αριθμός τηλεφώνου). Αυτό θεωρήθηκε επαρκές για την ανωνυμοποίηση των δεδομένων μέχρι τα μέσα της δεκαετίας του 2000 και, σύμφωνα με τον κανόνα 45 CFR 164 του HIPAA, τα δεδομένα αυτά δεν θεωρούνται πλέον προστατευόμενες πληροφορίες υγείας (PHI) (Mendelevitch & Lesh, 2021).

Η βασική προϋπόθεση ήταν ότι η αποκάλυψη δεν ενέχει ουσιαστικό κίνδυνο για την ιδιωτική ζωή, εφόσον διαγραφούν αυτά τα 18 είδη πληροφοριών, και ο φορέας που αποκαλύπτει τα δεδομένα δεν γνωρίζει στην πραγματικότητα ότι τα δεδομένα στο ανώνυμο σύνολο δεδομένων μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την ταυτοποίηση ενός ατόμου. Ωστόσο, πρόσφατα κατέστη σαφές ότι μπορούν να χρησιμοποιηθούν διάφορα άλλα πεδία δεδομένων για την ταυτοποίηση ατόμων. Ο GDPR διευρύνει το πεδίο εφαρμογής των προστατευόμενων

πληροφοριών πέραν του ορισμού των PHI, χρησιμοποιώντας τον όρο «προσωπικά δεδομένα», ο οποίος αναφέρεται σε οποιαδήποτε πληροφορία σχετίζεται με ένα ταυτοποιημένο ή ταυτοποιήσιμο φυσικό πρόσωπο. Ενώ ο HIPAA περιορίζεται σε πληροφορίες που παράγονται από παρόχους υγειονομικής περίθαλψης και σχετίζονται με την ιατρική περίθαλψη ασθενών, ο GDPR αναφέρεται σε φυσικό πρόσωπο ως οντότητα που μπορεί να ταυτοποιηθεί άμεσα ή έμμεσα από άλλους δείκτες, όπως η φυσιολογική, γενετική, ψυχική και πολιτιστική ταυτότητα (Mendelevitch & Lesh, 2021).

Ο GDPR ορίζει δύο μορφές προστασίας δεδομένων: ψευδωνυμοποίηση και ανωνυμοποίηση. Τα δεδομένα που ψευδωνυμοποιούνται σύμφωνα με τον GDPR, τα οποία εξακολουθούν να υπόκεινται στους νομικούς περιορισμούς του, συχνά μοιάζουν με τα ανωνυμοποιημένα δεδομένα σύμφωνα με τον HIPAA. Τα δεδομένα που κρυπτογραφούνται με κλειδί ασθενούς μπορούν να ανωνυμοποιηθούν σύμφωνα με τον HIPAA, αλλά θα ψευδωνυμοποιούνται μόνο σύμφωνα με τον GDPR και, ως εκ τούτου, θα εξακολουθούν να υπόκεινται στους κανονισμούς του. Η πλήρης ανωνυμοποίηση σύμφωνα με τον GDPR είναι δύσκολο να επιτευχθεί και προσφέρει ελάχιστη αναλυτική αξία. Η χρήση δεδομένων που προστατεύονται από τον GDPR απαιτεί ουσιαστική συμμόρφωση με τη νομοθεσία, ιδίως για οντότητες εκτός της ΕΕ (Henriksen-Bulmer & Jeary, 2016).

Ο προσδιορισμός του τι συνιστά «αναγνωρίσιμα» δεδομένα είναι περίπλοκος λόγω της πιθανότητας επαναπροσδιορισμού. Πρόσφατες μελέτες έχουν διαψεύσει την άποψη ότι η έλλειψη ταυτοποίησης αποτρέπει οριστικά τον επαναπροσδιορισμό, αναφέροντας παραδείγματα προβλεψιμότητας με τη χρήση προσβάσιμων προσωπικών στοιχείων. Ενώ οι προκλήσεις της ρύθμισης των συνθετικών δεδομένων δεν περιορίζονται μόνο στον τομέα της ιατρικής έρευνας, αλλά διαπερνούν και άλλες πτυχές της υγειονομικής περίθαλψης, όπως η ανάπτυξη ιατρικών συσκευών. Η εργασία των Chen et al.(2021) ρίχνει φως σε αυτή την ευρύτερη προοπτική, υπογραμμίζοντας τον κρίσιμο ρόλο των ρυθμιστικών φορέων στη διευκόλυνση της ορθολογικής εφαρμογής των συνθετικών δεδομένων στην υγειονομική περίθαλψη, ειδικά στον τομέα των ιατρικών συσκευών που ενσωματώνουν τεχνητή νοημοσύνη και αλγόριθμους μηχανικής μάθησης. Το πρόγραμμα Artificial Intelligence Synthetic Data for Medical Devices (AISAMD), μια κοινή πρωτοβουλία της Αμερικανικής Υπηρεσίας Τροφίμων και Φαρμάκων (FDA) και του Εθνικού Ινστιτούτου Προτύπων και Τεχνολογίας (NIST), επιδιώκει να δημιουργήσει ένα πλαίσιο για τη χρήση συνθετικών δεδομένων για την αξιολόγηση τέτοιων ιατρικών συσκευών (Αμερικανική Υπηρεσία Τροφίμων και Φαρμάκων, 2021).

Η πρωτοβουλία αυτή υπογραμμίζει το δυναμικό των συνθετικών δεδομένων στη μηχανική μάθηση για ιατρικές εφαρμογές, τονίζοντας παράλληλα την ανάγκη για αυστηρές μεθόδους επικύρωσης και κατευθυντήριες γραμμές για την υπεύθυνη χρήση τους στις κανονιστικές υποβολές. Η ρύθμιση των συνθετικών δεδομένων έχει επιπτώσεις όχι μόνο στην ιδιωτικότητα των ασθενών και στην ασφάλεια των δεδομένων, αλλά και στην προώθηση της τεχνολογικής καινοτομίας στον τομέα της υγειονομικής περίθαλψης. Ωστόσο, η ενσωμάτωση των ηθικών και νομικών προκλήσεων που συνδέονται με την ανταλλαγή και τη χρήση συνθετικών δεδομένων συχνά υπερβαίνει τους ορισμούς που θέτουν οι υφιστάμενοι κανονισμοί για την προστασία των δεδομένων, δημιουργώντας έτσι ένα κανονιστικό κενό (Brauneck et al., 2023).

Αυτό το κενό θα μπορούσε ενδεχομένως να αξιοποιηθεί κακόβουλα, οδηγώντας σε διακριτή χρήση των συνθετικών δεδομένων και επιδεινώνοντας τις ανισότητες στον τομέα της υγείας, υπονομεύοντας τις προσπάθειες για τη βελτίωση των αποτελεσμάτων των ασθενών. Δεδομένης αυτής της κανονιστικής ασάφειας, τα συστήματα οφείλουν να αναθεωρήσουν την ισχύουσα νομοθεσία για την προστασία των δεδομένων με ακριβείς ορισμούς και αυστηρότερους ελέγχους για τα συνθετικά δεδομένα. Τα προτεινόμενα μέτρα περιλαμβάνουν την επικαιροποίηση των κανονισμών για την προστασία των δεδομένων ώστε να συμπεριλάβουν τα συνθετικά δεδομένα, τη δημιουργία ενός κεντρικού ρυθμιστικού φορέα για την εποπτεία και την προώθηση της διαφάνειας και της λογοδοσίας στην ανάπτυξη και την εφαρμογή των συνθετικών δεδομένων. Επιπλέον, είναι εξίσου σημαντικό οι μελλοντικές έρευνες να συνεχίσουν να διερευνούν τους πιθανούς κινδύνους για την ιδιωτικότητα που συνδέονται με τα συνθετικά δεδομένα και να σχεδιάσουν στρατηγικές για τον μετριασμό αυτών των κινδύνων. Η έρευνα αυτή θα πρέπει επίσης να εξετάσει τις τεχνικές, κοινωνικές και ηθικές επιπτώσεις της χρήσης συνθετικών δεδομένων στην υγειονομική περίθαλψη, προσφέροντας μια ολιστική εξέταση αυτού του αναδυόμενου τομέα (Hawala & Gov, 2008).

Οι Brauneck et al.(2023) εξέτασαν πρόσφατα τις τεχνολογίες ενίσχυσης της ιδιωτικότητας (PET) από νομική άποψη, προκειμένου να διεξαγάγουν μια εμπειριστατωμένη συζήτηση σχετικά με τον τρόπο με τον οποίο η νομοθεσία GDPR στην Ευρωπαϊκή Ένωση (ΕΕ) σχετίζεται με τις κοινώς χρησιμοποιούμενες PET, συμπεριλαμβανομένης της ομοσπονδιακής μάθησης (FL), του ασφαλούς υπολογισμού πολλαπλών μερών (SMPC) και της διαφορικής ιδιωτικότητας (DP). Η DP, μια έννοια που προτάθηκε για πρώτη φορά το 2006 από τους Dwork et al. (2006), κερδίζει ευρεία αποδοχή ως ένα σταθερό, πρακτικό και αξιόπιστο πλαίσιο προστασίας της ιδιωτικής ζωής, ενώ η εφαρμογή του έχει επίσης εξερευνηθεί με συνθετικά δεδομένα.

Η DP είναι ένας ακριβής μαθηματικός περιορισμός που διασφαλίζει την ιδιωτικότητα των μεμονωμένων πληροφοριών σε μια βάση δεδομένων, ενώ απαντά σε ερωτήματα σχετικά με το σύνολο των δεδομένων.

Η έννοια της DP βασίζεται στην ιδέα της προσθήκης θορύβου στα δεδομένα για την προστασία της ιδιωτικότητας των ατόμων. Η εισαγωγή αυτού του θορύβου διέπεται από δύο παραμέτρους: το εψιλον και το δέλτα (Bao et al., 2021). Το εψιλον είναι μια παράμετρος που ελέγχει την ποσότητα του θορύβου που προστίθεται στα δεδομένα μεταβάλλοντας τον προϋπολογισμό απορρήτου, ο οποίος αντιπροσωπεύει τη μέγιστη απώλεια απορρήτου που μπορεί να γίνει ανεκτή. Μια μικρότερη τιμή του εψιλον υποδηλώνει υψηλότερο επίπεδο προστασίας του απορρήτου, αλλά έχει επίσης ως αποτέλεσμα υψηλότερο επίπεδο θορύβου στα δεδομένα. Το δέλτα είναι μια παράμετρος που ελέγχει την πιθανότητα παραβίασης του απορρήτου. Είναι ένα μέτρο της πιθανότητας παραβίασης του απορρήτου ενός ατόμου.

Μια μικρότερη τιμή του δέλτα υποδηλώνει χαμηλότερη πιθανότητα παραβίασης της ιδιωτικότητας, αλλά έχει επίσης ως αποτέλεσμα υψηλότερο θόρυβο στα δεδομένα. Η επιλογή της παραμέτρου Έψιλον για την επίτευξη ισορροπίας μεταξύ ιδιωτικότητας και στατιστικής χρησιμότητας μπορεί να αποδειχθεί δύσκολη (Brauneck et al., 2023).

Όπως υποστηρίζουν οι Ficek et al. (2019), παρά την ισχυρή προστασία που παρέχει, η DP δεν έχει ακόμη υιοθετηθεί ευρέως στον τομέα της υγείας. Μέχρι στιγμής, η προσοχή έχει επικεντρωθεί κυρίως στη δημιουργία αλγορίθμων πρόβλεψης, στη δημοσίευση δεδομένων προστατευμένων και στην εκπαίδευση αλγορίθμων μηχανικής μάθησης, ιδίως στους τομείς της γονιδιωματικής, της νευροαπεικόνισης και των ροών δεδομένων υγείας που προέρχονται από προσωπικές συσκευές. Ωστόσο, υπάρχουν σημαντικά κενά που είναι κρίσιμα για την επιδημιολογία και την κλινική έρευνα, ιδίως για την επεξηγηματική μοντελοποίηση και τη στατιστική συμπερασματολογία. Μια άλλη πρόκληση είναι η εξισορρόπηση μεταξύ ιδιωτικότητας και χρησιμότητας. Ως εκ τούτου, απαιτούνται πειραματική εφαρμογή και μελέτες περιπτώσεων από τον πραγματικό κόσμο για την καλύτερη κατανόηση του ζητήματος (Dwork et al., 2019).

Για να γεφυρωθεί αυτό το κενό μεταξύ της θεωρητικής χρησιμότητας της διαφορικής ιδιωτικότητας και της πρακτικής εφαρμογής της στον τομέα της υγείας, έχουν αρχίσει να εμφανίζονται πρωτοποριακές προσπάθειες, όπως αυτή των Jordon et al.(2019), που αξιοποιούν τη διαφορική ιδιωτικότητα στο πλαίσιο της παραγωγής συνθετικών δεδομένων. Η καινοτόμος προσέγγισή τους ενσωματώνει μια τροποποίηση της μεθοδολογίας Private

Aggregation of Teacher Ensembles (PATE), ενσωματώνοντάς την σε GAN για τη δημιουργία συνθετικών δεδομένων που προστατεύουν την ιδιωτικότητα. Το σύστημα αυτό, που ονομάζεται PATE-GAN, χρησιμοποιεί ένα δίκτυο γεννητριών για την παραγωγή συνθετικών δεδομένων από τυχαίο θόρυβο, τα οποία στη συνέχεια αξιολογούνται από ένα δίκτυο διακριτών (Jordon et al., 2019).

Αυτή η καινοτόμος προσέγγιση αντικαθιστά το ενιαίο δίκτυο διακριτών με πολλαπλά δίκτυα εκπαιδευτών. Κάθε δίκτυο εκπαιδεύεται σε ένα ξεχωριστό τμήμα του αρχικού συνόλου δεδομένων και παρέχει ανατροφοδότηση στη γεννήτρια. Αυτή η συγκέντρωση εξασφαλίζει ισορροπία στην επίδραση του μοντέλου και διατηρεί ισχυρή διαφορική ιδιωτικότητα. Το PATE-GAN έχει αποδειχθεί ανώτερο από τα συμβατικά, αλλά ξεπερασμένα πρότυπα, όπως το Differential Private-GAN (DP-GAN), και υπερέρχει στη δημιουργία συνθετικών δεδομένων που μοιάζουν πολύ με το αρχικό σύνολο δεδομένων. Για να αξιολογήσουν την ομοιότητα των συνθετικών δειγμάτων με τα αρχικά δεδομένα, οι συγγραφείς προτείνουν μια νέα μέτρηση, που ονομάζεται «συνθετική ομοιότητα». Αυτή η πρωτοποριακή τεχνική προσφέρει βελτιωμένη απόδοση και μια μοναδική μέτρηση αξιολόγησης, καθιστώντας την προσαρμόσιμη σε μια ποικιλία συνόλων δεδομένων και εφαρμογών. Ουσιαστικά, το PATE-GAN αποτελεί ένα σημαντικό βήμα στον τομέα της μηχανικής μάθησης και της ιδιωτικότητας. Συνοψίζοντας, το PATE-GAN, μέσω της καινοτόμου προσέγγισής του στη διαφορική ιδιωτικότητα και της εισαγωγής ενός μοναδικού μέτρου «συνθετικής ομοιότητας», αντιπροσωπεύει μια σημαντική πρόοδο στη διασταύρωση της μηχανικής μάθησης και της ιδιωτικότητας των δεδομένων, επιτρέποντας την παραγωγή υψηλής ποιότητας συνθετικών δεδομένων που εξισορροπούν την προστασία της ιδιωτικότητας με τη χρησιμότητα σε διάφορα σύνολα δεδομένων και εφαρμογές (Xie et al., 2018)..

Καθώς οι τεχνολογίες ενίσχυσης της ιδιωτικότητας εξελίσσονται για να ανταποκριθούν στις προκλήσεις που θέτουν οι κανονισμοί για την προστασία των δεδομένων και η ανάγκη για πρακτική εφαρμογή στην έρευνα στον τομέα της υγείας, η διαφορική ιδιωτικότητα αναδύεται ως μια ισχυρή, αξιόπιστη και πολλά υποσχόμενη προσέγγιση. Παρά τους τρέχοντες περιορισμούς της, ιδίως στο πλαίσιο της επεξηγηματικής μοντελοποίησης και της στατιστικής συμπερασματολογίας, η υιοθέτησή της σε πρωτοποριακά πλαίσια όπως το PATE-GAN υπογραμμίζει την ευελιξία και το δυναμικό της. Η καινοτόμος προσέγγιση του PATE-GAN, η εισαγωγή του μέτρου «συνθετικής ομοιότητας» και η ικανότητα δημιουργίας συνθετικών δεδομένων υψηλής πιστότητας δείχνουν μια σημαντική πρόοδο στην ευαίσθητη ισορροπία μεταξύ της προστασίας των δεδομένων και της χρησιμότητάς τους. Η κοινότητα της

υγειονομικής περίθαλψης πρέπει να εξετάσει τη θέσπιση μέτρων προστασίας για τη διάδοση συνθετικών συνόλων δεδομένων, αναπτύσσοντας και εφαρμόζοντας κατάλληλους κανονισμούς. Για παράδειγμα, είναι ζωτικής σημασίας να δημιουργηθεί μια ισχυρή ψηφιακή αλυσίδα επιτήρησης για να διασφαλιστεί η ακεραιότητα, η ασφάλεια και η ιδιωτικότητα των δεδομένων καθ' όλη τη διάρκεια του κύκλου ζωής τους, η οποία πρέπει να περιλαμβάνει την ανταλλαγή, την αποθήκευση και τη διάθεση των δεδομένων, ώστε να εξασφαλίζεται η διαφάνεια, η ιχνηλασιμότητα και η λογοδοσία σε κάθε στάδιο (Patel & Bhatt, 2017).

Η εφαρμογή μιας ψηφιακής αλυσίδας επιτήρησης στην ανταλλαγή δεδομένων είναι ζωτικής σημασίας για τη διασφάλιση της ακεραιότητας, της ασφάλειας και της λογοδοσίας των δεδομένων που ανταλλάσσονται. Η ψηφιακή αλυσίδα επιτήρησης αναφέρεται στη διαδικασία και την τεκμηρίωση που παρακολουθεί την επιτήρηση και τη μετακίνηση των δεδομένων από τη συλλογή τους έως τον τελικό προορισμό τους. Έχουν αναπτυχθεί εφαρμογές και λογισμικό ψηφιακής αλυσίδας επιτήρησης για την τεκμηρίωση και την παρακολούθηση των ψηφιακών αποδεικτικών στοιχείων, διασφαλίζοντας την ακεραιότητά τους (Sadiku, et. al., 2017).

Η τεχνολογία blockchain έχει επίσης χρησιμοποιηθεί για τη βελτίωση της αλυσίδας επιτήρησης στην ανταλλαγή δεδομένων. Τα συστήματα που βασίζονται στην τεχνολογία blockchain παρέχουν ένα αποκεντρωμένο και αμετάβλητο καθολικό που καταγράφει τις συναλλαγές και τις κινήσεις των δεδομένων (Lone & Mir, 2019). Για παράδειγμα, οι Wang et al.(2022) πρότειναν ένα σύστημα αλυσίδας επιτήρησης που είναι απαραίτητο για την τεκμηρίωση της ακολουθίας επιτήρησης ευαίσθητων μεγάλων δεδομένων. Σχεδίασαν ένα πρωτότυπο σύστημα κοινής χρήσης μεγάλων δεδομένων με αλυσίδα μπλοκ (BBS), όπου ένας χρήστης μπορεί να καταχωρίσει ένα σύνολο δεδομένων στο BBS για κοινή χρήση. Για να αποκτήσει το κοινόχρηστο αρχείο, ένας πιστοποιημένος και εξουσιοδοτημένος παραλήπτης πρέπει να χρησιμοποιήσει συναλλαγές και να αλληλεπιδράσει με το BBS σε τέσσερα στάδια, τα οποία περιλαμβάνουν το αίτημα μεταφοράς αρχείου, την κρυπτογραφημένη μεταφορά δεδομένων, την ανάκτηση του κλειδιού του αρχείου και την αποκρυπτογράφηση του αρχείου. Κάθε συναλλαγή καταγράφεται στο καθολικό και χρησιμεύει ως αλυσίδα επιτήρησης για την τεκμηρίωση της διαδρομής των δεδομένων (Wang et al., 2022).

Αυτό το παράδειγμα, μεταξύ άλλων, έχει χρησιμοποιηθεί στο παρελθόν για την κοινή χρήση δεδομένων του πραγματικού κόσμου, αλλά δεν υπάρχει επί του παρόντος διαδικασία για συνθετικά σύνολα δεδομένων. Η ψηφιακή αλυσίδα επιτήρησης πρέπει να ξεκινά με τη

δημιουργία συνθετικών δεδομένων, περιγράφοντας τις μεθοδολογίες και τις τεχνικές που χρησιμοποιούνται για τη δημιουργία των δεδομένων, καθώς και τα μέτρα προστασίας της ιδιωτικής ζωής που εφαρμόζονται, όπως η διαφορική ιδιωτικότητα. Αυτές οι πληροφορίες πρέπει να τεκμηριώνονται και να συνοδεύουν τα συνθετικά δεδομένα καθώς αυτά μετακινούνται στα διάφορα στάδια του κύκλου ζωής τους. Κατά τη διάρκεια της ανταλλαγής δεδομένων, θα πρέπει να καθιερωθεί μια ασφαλής και ελεγχόμενη διαδικασία για τη μεταφορά συνθετικών δεδομένων μεταξύ διαφορετικών μερών, όπως πάροχοι υγειονομικής περίθαλψης, ερευνητές και υπεύθυνοι χάραξης πολιτικής (Giuffrè & Shung, 2023).

Η διαδικασία αυτή θα πρέπει να περιλαμβάνει τη χρήση κρυπτογράφησης, ασφαλούς ελέγχου ταυτότητας και μηχανισμών ελέγχου πρόσβασης για την προστασία των δεδομένων από μη εξουσιοδοτημένη πρόσβαση ή παραποίηση. Επιπλέον, κάθε συναλλαγή κοινής χρήσης δεδομένων πρέπει να καταγράφεται, με λεπτομερή αναφορά του αποστολέα, του παραλήπτη, της χρονικής σήμανσης και του σκοπού της μεταφοράς δεδομένων. Όσον αφορά την αποθήκευση δεδομένων, η αλυσίδα επιτήρησης πρέπει να διασφαλίζει ότι τα συνθετικά δεδομένα αποθηκεύονται με ασφάλεια χρησιμοποιώντας μηχανισμούς κρυπτογράφησης και ελέγχου πρόσβασης για την προστασία τους από μη εξουσιοδοτημένη πρόσβαση, τροποποίηση ή διαρροή. Οι τοποθεσίες αποθήκευσης δεδομένων και τα σχετικά μέτρα ασφαλείας πρέπει να τεκμηριώνονται και να ελέγχονται τακτικά για να επιβεβαιώνεται η συμμόρφωση με τα καθορισμένα πρότυπα και κανονισμούς προστασίας δεδομένων. Τέλος, όσον αφορά την απόρριψη δεδομένων, πρέπει να υπάρχει σαφές πρωτόκολλο για την ασφαλή διαγραφή ή καταστροφή των συνθετικών δεδομένων όταν δεν είναι πλέον απαραίτητα. Αυτό περιλαμβάνει τη χρήση ασφαλών μεθόδων διαγραφής για την αποτροπή της ανάκτησης των διαγραμμένων δεδομένων και τη διατήρηση αρχείων απόρριψης που αναφέρουν λεπτομερώς την ώρα, τη μέθοδο και τον λόγο της καταστροφής των δεδομένων (Giuffrè & Shung, 2023).

Εκτός από αυτά τα μέτρα, είναι ζωτικής σημασίας να εφαρμοστούν κανονισμοί που να επιβάλλουν μια ολοκληρωμένη αξιολόγηση της ερευνητικής πρότασης πριν από τη χορήγηση πρόσβασης σε συνθετικά δεδομένα. Αυτό διασφαλίζει ότι το ερευνητικό σχέδιο είναι αξιόπιστο, αυθεντικό και έχει σαφή στόχο ανάλυσης των δεδομένων. Επιπλέον, οι ερευνητές θα πρέπει να υποχρεούνται να παρέχουν τακτικές ενημερώσεις σχετικά με την πρόοδο της ανάλυσής τους και τη χρήση των συνθετικών δεδομένων, προωθώντας τη διαφάνεια και επιτρέποντας την καλύτερη παρακολούθηση και αξιολόγηση του αντίκτυπου των δεδομένων. Η εφαρμογή αυτών των κανονιστικών απαιτήσεων καθιστά δυνατή τη μείωση των πιθανών κινδύνων που συνδέονται με την κατάχρηση συνθετικών δεδομένων, προωθώντας παράλληλα

υπεύθυνες ερευνητικές πρακτικές και μεγιστοποιώντας τα οφέλη των συνθετικών δεδομένων στον τομέα της υγειονομικής περίθαλψης (Wang et al., 2022).

## ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3

### ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗ ΣΥΝΘΕΤΙΚΩΝ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ ΣΤΗΝ ΥΓΕΙΑ

#### 3.1 Αξιολόγηση συνθετικών δεδομένων ασθενών

Η κατανόηση του βαθμού στον οποίο τα συνθετικά δεδομένα αναπαράγουν τις αρχικές πηγές δεδομένων είναι ζωτικής σημασίας για την κατανόηση του σκοπού για τον οποίο μπορούν να χρησιμοποιηθούν τα δεδομένα. Αυτός ο παράγοντας μπορεί να θεωρηθεί ως πιστότητα. Τα δεδομένα χαμηλής πιστότητας μπορούν να είναι χρήσιμα για εκπαιδευτικούς σκοπούς (π.χ. εκπαίδευση σε μεθοδολογία και λογισμικό) και για την αρχική εξερεύνηση των δεδομένων, ενώ τα δεδομένα υψηλής πιστότητας είναι πιο χρήσιμα για την ανάπτυξη μοντέλων. Ο βαθμός στον οποίο τα συνθετικά δεδομένα μοιάζουν με τα αρχικά δεδομένα μπορεί να μετρηθεί με διάφορους τρόπους. Οι μετρήσεις περιλαμβάνουν τη χρησιμότητα των δεδομένων, η οποία αξιολογεί τον βαθμό στον οποίο τα συνθετικά δεδομένα μοιάζουν με τις στατιστικές ιδιότητες των αρχικών δεδομένων, και την αποκάλυψη πληροφοριών, η οποία μετρά πόσα από τα πραγματικά δεδομένα μπορούν να εμφανιστούν από τα συνθετικά δεδομένα (Calcraft, et. al., 2021).

Οι προσεγγίσεις για τη μέτρηση της χρησιμότητας των δεδομένων περιλαμβάνουν τη σύγκριση μονομεταβλητών ή πολυμεταβλητών κατανομών μεταβλητών μεταξύ των αρχικών και των συνθετικών δεδομένων, ή τη σύγκριση παραμέτρων μοντέλων και εκτιμήσεων για θπολυμεταβλητά μοντέλα, και την επικάλυψη διαστημάτων εμπιστοσύνης. Η ομοιότητα μπορεί επίσης να μετρηθεί μεταξύ της σχετικής απόδοσης δύο αλγορίθμων (εκπαιδευμένων και δοκιμασμένων) στα συνθετικά δεδομένα και της σχετικής απόδοσής τους (όταν εκπαιδεύονται και δοκιμάζονται) στα αρχικά δεδομένα (Snoke et al., 2018).

Για την αξιολόγηση του κινδύνου αποκάλυψης, λαμβάνονται υπόψη δύο έννοιες: η αποκάλυψη ταυτότητας, που αναφέρεται στον κίνδυνο ένας εισβολέας να αναγνωρίσει ένα άτομο σε ένα ευαίσθητο σύνολο δεδομένων, και η αποκάλυψη χαρακτηριστικών, που αναφέρεται στον κίνδυνο ένας εισβολέας να αναγνωρίσει ένα άτομο με βάση άλλα ευαίσθητα χαρακτηριστικά ενός αρχείου ασθενούς (π.χ. ιατρικές εξετάσεις και διαγνώσεις). Υπάρχουν διάφορες μέθοδοι για την ποσοτική αξιολόγηση του κινδύνου αποκάλυψης και της

αποκάλυψης χαρακτηριστικών, όπως η απόσταση Hamming, η στοχευμένη πιθανότητα σωστής απόδοσης και η σωστή σχετική πιθανότητα απόδοσης (Goncalves et al., 2020; Kokosi et al., 2022).

Η παραγωγή συνθετικών δεδομένων μπορεί να κατηγοριοποιηθεί σε δύο διακριτές κατηγορίες: μέθοδοι βασισμένες σε διαδικασίες και μέθοδοι βασισμένες σε δεδομένα. Οι μέθοδοι βασισμένες σε διαδικασίες παράγουν συνθετικά δεδομένα από υπολογιστικά ή μαθηματικά μοντέλα μιας υποκείμενης φυσικής διαδικασίας. Παραδείγματα περιλαμβάνουν αριθμητικές προσομοιώσεις, προσομοιώσεις Monte Carlo, μοντελοποίηση βασισμένη σε παράγοντες και προσομοιώσεις διακριτών γεγονότων. Οι μέθοδοι βασισμένες σε δεδομένα, από την άλλη πλευρά, παράγουν συνθετικά δεδομένα από γενετικά μοντέλα που έχουν εκπαιδευτεί σε παρατηρούμενα δεδομένα. Έχουν εξεταστεί τρεις κύριοι τύποι μεθόδων που βασίζονται σε δεδομένα: μέθοδοι που βασίζονται σε υποκατάσταση, μέθοδοι πλήρους κοινής κατανομής πιθανοτήτων και μέθοδοι προσέγγισης συναρτήσεων (Goncalves et al., 2020).

Οι μέθοδοι που βασίζονται στην υποκατάσταση για τη δημιουργία συνθετικών δεδομένων εισήχθησαν για πρώτη φορά από τους Rubin (1993) και Little (1993) στο πλαίσιο του Στατιστικού Ελέγχου Αποκάλυψης (SDC) ή του Στατιστικού Περιορισμού Αποκάλυψης (SDL) (Drechsler, (2011)). Οι μεθοδολογίες SDC και SDL ασχολούνται κυρίως με τη μείωση του κινδύνου αποκάλυψης ευαίσθητων δεδομένων κατά τη διεξαγωγή στατιστικών αναλύσεων. Μια γενική μελέτη σχετικά με τις μεθόδους προστασίας των δεδομένων που σχετίζονται με το SDL είναι η μελέτη των Matthews και Harel (2011). Οι τυπικές τεχνικές βασίζονται στην πολλαπλή υποκατάσταση (Rubin, 1987), αντιμετωπίζοντας τα ευαίσθητα δεδομένα ως ελλείποντα δεδομένα και στη συνέχεια δημοσιεύοντας τυχαία δειγματοληπτικές υποκατεστημένες τιμές αντί των ευαίσθητων δεδομένων. Αυτές οι μέθοδοι επεκτάθηκαν αργότερα στην πλήρως συνθετική περίπτωση από τους Raghunathan, Reiter και Rubin (2003). Οι πρώτες μέθοδοι επικεντρώνονταν σε συνεχή δεδομένα με επεκτάσεις σε κατηγορηματικά δεδομένα (Fienberg & Steele, 1998). Συνήθως χρησιμοποιούνται γενικευμένα γραμμικά μοντέλα παλινδρόμησης, αλλά μπορούν να χρησιμοποιηθούν και έχουν χρησιμοποιηθεί μη γραμμικές μέθοδοι (Caiola & Reiter, 2010).

Λύσεις για ορισμένα από τα μειονεκτήματα της πολλαπλής υποκατάστασης για τη δημιουργία συνθετικών δεδομένων προσφέρονται στους Loong και Rubin (Loong & Rubin, 2017). Μια εμπειρική μελέτη για τη δημοσίευση συνθετικών δεδομένων με τις μεθόδους που προτείνονται στους Raghunathan, Reiter και Rubin (2003) παρουσιάζεται στους Reiter και

Drechsler (2010). Το μεγαλύτερο μέρος της βιβλιογραφίας για το SDC/SDL επικεντρώνεται σε δεδομένα ερευνών από τις κοινωνικές επιστήμες και τη δημογραφία. Η δημιουργία συνθετικών ηλεκτρονικών αρχείων υγείας έχει εξεταστεί στο Dube και Gallagher (Dube & Gallagher, 2014).

Η πολλαπλή υποκατάσταση έχει αποτελέσει την *de facto* μέθοδο για τη δημιουργία συνθετικών δεδομένων στο πλαίσιο του SDC και του SDL. Ενώ οι μέθοδοι που βασίζονται στην υποκατάσταση είναι πλήρως πιθανοτικές, δεν υπάρχει εγγύηση ότι το προκύπτον γενετικό μοντέλο αποτελεί εκτίμηση της πλήρους κοινής κατανομής πιθανότητας του πληθυσμού του δείγματος. Σε ορισμένες εφαρμογές, μπορεί να είναι ενδιαφέρον να μοντελοποιηθεί άμεσα αυτή η κατανομή πιθανότητας, για παράδειγμα εάν η ερμηνευσιμότητα των παραμέτρων είναι σημαντική. Σε αυτή την περίπτωση, οποιαδήποτε διαδικασία στατιστικής μοντελοποίησης που μαθαίνει μια κοινή κατανομή πιθανότητας είναι ικανή να δημιουργήσει πλήρως συνθετικά δεδομένα (Goncalves et al., 2020). Στην περίπτωση της δημιουργίας συνθετικών ηλεκτρονικών αρχείων υγειονομικής περίθαλψης, πρέπει να είναι δυνατή η διαχείριση πολυμεταβλητών κατηγορικών δεδομένων. Αυτό αποτελεί ένα δύσκολο πρόβλημα, ιδιαίτερα σε υψηλές διαστάσεις. Συχνά είναι απαραίτητο να επιβληθεί κάποιο είδος δομής εξάρτησης στα δεδομένα (Chow & Liu, 1968). Για παράδειγμα, τα Bayesian δίκτυα, τα οποία προσεγγίζουν μια κοινή κατανομή χρησιμοποιώντας ένα δέντρο εξάρτησης πρώτης τάξης, έχουν προταθεί στους Zhang et al. (2017) ως μέθοδο για τη δημιουργία συνθετικών δεδομένων με περιορισμούς απορρήτου. Οι πιο ευέλικτες μη παραμετρικές μέθοδοι δεν χρειάζεται να επιβάλλουν τέτοιες δομές εξάρτησης στις κατανομές. Παραδείγματα μη παραμετρικών μεθόδων Bayesian για πολυδιάστατα δεδομένα περιλαμβάνουν μεθόδους λανθάνουσας γκαουσιανής διαδικασίας και μοντέλα μίγματος Dirichlet (Dunson & Xing, 2009).

Τα συνθετικά δεδομένα έχουν πρόσφατα προσελκύσει την προσοχή των κοινοτήτων μηχανικής μάθησης (ML) και επιστήμης δεδομένων για λόγους άλλους από την προστασία των δεδομένων. Πολλοί αλγόριθμοι ML τελευταίας τεχνολογίας βασίζονται σε μεθόδους προσέγγισης συναρτήσεων, όπως τα βαθιά νευρωνικά δίκτυα (DNN). Αυτά τα μοντέλα έχουν συνήθως μεγάλο αριθμό παραμέτρων και απαιτούν μεγάλες ποσότητες δεδομένων για την εκπαίδευσή τους. Όταν η απόκτηση επισημασμένων συνόλων δεδομένων είναι αδύνατη ή δαπανηρή, έχει προταθεί ότι τα συνθετικά παραγόμενα δεδομένα εκπαίδευσης μπορούν να συμπληρώσουν τα σπάνια πραγματικά δεδομένα (Perez & Wang, 2017). Ομοίως, έχει επίσης διερευνηθεί η μεταφορά μάθησης από συνθετικά δεδομένα σε πραγματικά δεδομένα για τη

βελτίωση των αλγορίθμων ML. Έτσι, οι μέθοδοι αύξησης δεδομένων από τη βιβλιογραφία ML είναι μια κατηγορία τεχνικών παραγωγής συνθετικών δεδομένων που μπορούν να χρησιμοποιηθούν στον τομέα της βιοϊατρικής.

Τα Generative Adversarial Networks (GANs) είναι μια δημοφιλής κατηγορία DNNs για εργασίες μη εποπτευόμενης μάθησης (Goodfellow et al., 2014). Συγκεκριμένα, παράγουν δύο δίκτυα που εκπαιδεύονται από κοινού: το ένα παράγει συνθετικά δεδομένα που προορίζονται να είναι παρόμοια με τα δεδομένα εκπαίδευσης και το άλλο προσπαθεί να διακρίνει τα συνθετικά δεδομένα από τα πραγματικά δεδομένα εκπαίδευσης. Έχουν αποδειχθεί πολύ ικανά στην εκμάθηση υψηλής διάστασης, συνεχών δεδομένων, όπως εικόνες (Armanious et al., 2020).

Πιο πρόσφατα, τα GAN για κατηγορικά δεδομένα έχουν προταθεί με συγκεκριμένες εφαρμογές σε συνθετικά δεδομένα EHR στους Choi et al. (2017). Τέλος, σημειώνουμε ότι υπάρχουν πολλά πακέτα λογισμικού ανοιχτού κώδικα για τη δημιουργία συνθετικών δεδομένων. Πρόσφατα παραδείγματα περιλαμβάνουν τα πακέτα R synthpop και SimPop, το πακέτο Python DataSynthesizer και τον προσομοιωτή Synthea που βασίζεται σε Java (Nowok et al., 2016; Matthias Templ et al., 2017).

### **3.1.Μέτρηση αξιολόγησης για συνθετικά δεδομένα**

Στον τομέα της δημιουργίας συνθετικών δεδομένων στον τομέα της υγειονομικής περίθαλψης, η αξιολόγηση της ποιότητας των συνθετικών δεδομένων απαιτεί μια πολυδιάστατη προσέγγιση, που περιλαμβάνει μετρήσεις χρησιμότητας, ιδιωτικότητας και πιστότητας. Οι μετρήσεις χρησιμότητας, όπως οι βαθμολογίες προδιάθεσης και η ακρίβεια ταξινόμησης, εξετάζουν την ικανότητα των συνθετικών δεδομένων να διατηρούν τις στατιστικές ιδιότητες και τα αναλυτικά μοτίβα του αρχικού συνόλου δεδομένων, επιτρέποντας τη διεξαγωγή ουσιαστικής έρευνας (Ma et al., 2023). Οι μετρήσεις της ιδιωτικότητας, ιδίως ο κίνδυνος επαναπροσδιορισμού της ταυτότητας, είναι ζωτικής σημασίας για την αξιολόγηση της αποτελεσματικότητας των συνθετικών δεδομένων στην προστασία της ταυτότητας των ατόμων, μια κρίσιμη πτυχή της διαχείρισης δεδομένων στον τομέα της υγειονομικής περίθαλψης (Yale, 2020).

Η πιστότητα, εν τω μεταξύ, αξιολογεί την ακρίβεια με την οποία τα συνθετικά δεδομένα αντικατοπτρίζουν τα στατιστικά χαρακτηριστικά του αρχικού συνόλου δεδομένων, διασφαλίζοντας ότι αντανακλούν τις πραγματικές πολυπλοκότητες και κατανομές χωρίς να εισάγουν μεροληψίες (Mendelevitch & Lesh, 2021). Εστιάζοντας στην πιστότητα στο πλαίσιο των συνθετικών δεδομένων υγείας, η αξιολόγηση περιλαμβάνει δύο βασικά μέτρα: μονομεταβλητό και διμεταβλητό (Espinosa & Figueira, 2023). Η μονομεταβλητή προσέγγιση δίνει έμφαση στη διατήρηση των διακριτών κατανομών κάθε χαρακτηριστικού, όπως βρίσκονται στο αρχικό σύνολο δεδομένων, μέσω μιας λεπτομερούς σύγκρισης στήλης προς στήλη μεταξύ των αρχικών και των συνθετικών δεδομένων. Από την άλλη πλευρά, το διμεταβλητό μέτρο επεκτείνει αυτήν την ανάλυση εξετάζοντας τις συσχετίσεις μεταξύ ζευγών χαρακτηριστικών, υιοθετώντας έτσι μια ζευγαρωτή προσέγγιση για την αξιολόγηση των σχέσεων μεταξύ των χαρακτηριστικών και τη διασφάλιση μιας πιο ολοκληρωμένης αξιολόγησης της πιστότητας. Η πιο κοινή μονομεταβλητή μέτρηση πιστότητας που χρησιμοποιείται για τα συνθετικά δεδομένα είναι η απόσταση Hellinger (El Emam, 2020).

Η απόσταση Hellinger (HD) ποσοτικοποιεί την ομοιότητα μεταξύ δύο κατανομών πιθανοτήτων (Beran, 1977). Τα ποσοτικοποιημένα και τυποποιημένα μέτρα, όπως η HD, παρέχουν στους υπεύθυνους χάραξης πολιτικής για τα ανοιχτά δεδομένα πρόσθετο πλαίσιο, παράλληλα με οπτικές συγκρίσεις των κατανομών πιθανότητας των πραγματικών και των συνθετικών δεδομένων. Τα διμεταβλητά μέτρα είναι επίσης σημαντικά, λαμβάνοντας υπόψη το γεγονός ότι τα συνθετικά δεδομένα πρέπει να διατηρούν την αλληλεξάρτηση μεταξύ των μεταβλητών. Η διαφορική ζευγαρωτή συσχέτιση (DPC) είναι ένα διμεταβλητό μέτρο πιστότητας που μετρά την ισχύ της συσχέτισης μεταξύ των μεταβλητών για τα πραγματικά δεδομένα και τα συνθετικά δεδομένα (Dankar et al., 2022). Πολυμεταβλητά μέτρα όπως η απόκλιση Kullback-Leibler (KL) χρησιμοποιούνται για τη μέτρηση της ομοιότητας μεταξύ των κατανομών πιθανότητας των πραγματικών και των συνθετικών συνόλων δεδομένων, παρέχοντας πληροφορίες σχετικά με το πόσο καλά τα συνθετικά δεδομένα αντιπροσωπεύουν τις υποκείμενες στατιστικές ιδιότητες των αρχικών δεδομένων (Goncalves et al., 2020).

Η μέθοδος Log-cluster αξιολογεί τη δομή ομαδοποίησης εντός των δεδομένων, συγκρίνοντας την λογαριθμική πιθανότητα των πραγματικών και συνθετικών συνόλων δεδομένων που παράγονται από την ίδια κατανομή ομαδοποίησης, αξιολογώντας έτσι τη διατήρηση των μοτίβων και των ομαδοποιήσεων των δεδομένων. Οι βαθμολογίες προδιάθεσης, που χρησιμοποιούνται συχνά σε παρατηρητικές μελέτες για αιτιώδη συμπεράσματα, μπορούν να προσαρμοστούν για να μετρήσουν την πιθανότητα κάθε εγγραφής

να ανήκει στο συνθετικό σύνολο δεδομένων έναντι του πραγματικού συνόλου δεδομένων, αξιολογώντας αποτελεσματικά την ισορροπία και την αντιπροσωπευτικότητα των συνθετικών δεδομένων (Snoke et al., 2018). Η στατιστική Kolmogorov-Smirnov (KS) είναι μια μη παραμετρική δοκιμή που συγκρίνει τις κατανομές των μεμονωμένων μεταβλητών μεταξύ των πραγματικών και των συνθετικών συνόλων δεδομένων, εντοπίζοντας αποκλίσεις για να προσδιορίσει τις μεταβλητές που ενδέχεται να μην έχουν μοντελοποιηθεί με ακρίβεια. Η χρησιμότητα είναι ένα μέτρο που χρησιμοποιείται για την αξιολόγηση της αποτελεσματικότητας των συνθετικών δεδομένων στην προγνωστική μοντελοποίηση και ανάλυση (Woo et al., 2009). Αυτή η έννοια περιστρέφεται γύρω από την αξιολόγηση του κατά πόσον τα συνθετικά δεδομένα μπορούν να αντικαταστήσουν τα πραγματικά δεδομένα με σκοπό την ανάπτυξη προγνωστικών μοντέλων. Αυτό περιλαμβάνει την εκπαίδευση προγνωστικών μοντέλων χρησιμοποιώντας τόσο πραγματικά όσο και συνθετικά δεδομένα και, στη συνέχεια, τη σύγκριση των επιδόσεών τους. Η τρέχουσα έρευνα στον τομέα των συνθετικών δεδομένων επισημαίνει τρεις βασικές μεθόδους για τη μέτρηση της χρησιμότητας των συνθετικών δεδομένων, όπως συζητείται από τους El Emam et al. (2020): αξιολόγηση με βάση το φόρτο εργασίας, γενική μέτρηση της χρησιμότητας των δεδομένων και υποκειμενικές αξιολογήσεις χρησιμότητας.

Συγκεκριμένα, στο πλαίσιο της αξιολόγησης με βάση το φόρτο εργασίας, η έμφαση δίνεται στην εκτίμηση της καταλληλότητας των συνθετικών δεδομένων για μοντέλα μηχανικής μάθησης πρόβλεψης, μια προσέγγιση που αναφέρεται ως Αποτελεσματικότητα Μηχανικής Μάθησης (MLE). Κατά την εξερεύνηση της MLE των συνθετικών δεδομένων, χρησιμοποιούνται διάφορα μοντέλα μηχανικής μάθησης, όπως XGBoost, Λογιστική Παλινδρόμηση, K-Nearest Neighbors (KNN), Support Vector Machine (SVM), Δέντρα Αποφάσεων και Random Forest. Το XGBoost είναι μια βελτιστοποιημένη βιβλιοθήκη καταμεμημένης ενίσχυσης κλίσης, σχεδιασμένη να είναι εξαιρετικά αποδοτική και ευέλικτη. Εφαρμόζει αλγόριθμους μηχανικής μάθησης στο πλαίσιο Gradient Boosting. Το XGBoost παρέχει παράλληλη ενίσχυση δέντρου που επιλύει πολλά προβλήματα επιστήμης δεδομένων με γρήγορο και ακριβή τρόπο (Chen & Guestrin, 2016).

Τα βασικά χαρακτηριστικά του XGBoost περιλαμβάνουν τη διαχείριση αραιών δεδομένων, την αποτελεσματική εφαρμογή του αλγορίθμου gradient boosting. Η λογιστική παλινδρόμηση είναι μια στατιστική μέθοδος για την ανάλυση ενός συνόλου δεδομένων στο οποίο υπάρχουν μία ή περισσότερες ανεξάρτητες μεταβλητές που καθορίζουν ένα αποτέλεσμα (Maalouf, 2011). Το αποτέλεσμα μετράται με μια διχότομη μεταβλητή (στην οποία υπάρχουν

μόνο δύο πιθανά αποτελέσματα). Χρησιμοποιείται για την πρόβλεψη της πιθανότητας εμφάνισης ενός γεγονότος, προσαρμόζοντας τα δεδομένα σε μια λογιστική καμπύλη. Το K-Nearest Neighbors είναι ένας απλός, ευέλικτος και εύκολος στην εφαρμογή αλγόριθμος εποπτευόμενης μηχανικής μάθησης που χρησιμοποιείται τόσο για ταξινόμηση όσο και για παλινδρόμηση (Zhang, 2016).

Λειτουργεί εντοπίζοντας τα k-πλησιέστερα σημεία δεδομένων στο σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης στο σημείο που πρέπει να προβλεφθεί και στη συνέχεια συμπεραίνει την ταξινόμηση ή την τιμή του από αυτούς τους πλησιέστερους γείτονες. Το KNN κάνει προβλέψεις με βάση τον τρόπο κατηγοριοποίησης των γειτονικών σημείων. Το Support Vector Machine είναι ένας ισχυρός και ευέλικτος αλγόριθμος εποπτευόμενης μηχανικής μάθησης που χρησιμοποιείται τόσο για προβλήματα ταξινόμησης όσο και για προβλήματα παλινδρόμησης (Zhang, 2012). Το SVM λειτουργεί εντοπίζοντας το υπερ-επίπεδο που διαιρεί καλύτερα ένα σύνολο δεδομένων σε κατηγορίες. Είναι ιδιαίτερα χρήσιμο για δεδομένα υψηλής διάστασης και είναι γνωστό για την ακρίβεια και την ικανότητά του να χειρίζεται μη γραμμικά δεδομένα. Το Δέντρο Αποφάσεων είναι ένας μη παραμετρικός αλγόριθμος εποπτευόμενης μηχανικής μάθησης που έχει μια δομή δέντρου τύπου διαγράμματος ροής, όπου ένας εσωτερικός κόμβος αντιπροσωπεύει ένα χαρακτηριστικό, ο κλάδος αντιπροσωπεύει έναν κανόνα απόφασης και κάθε κόμβος «φύλλου» αντιπροσωπεύει το αποτέλεσμα. Ο κορυφαίος κόμβος σε ένα δέντρο αποφάσεων είναι γνωστός ως ρίζα κόμβος. Μαθαίνει να χωρίζει με βάση την τιμή του χαρακτηριστικού. Διαχωρίζει το δέντρο με αναδρομικό τρόπο, που ονομάζεται αναδρομικός διαχωρισμός (Song, & Lu, et. al., 2015). Το «τυχαίο δάσος» είναι μια μέθοδος ομαδικής μάθησης για ταξινόμηση, παλινδρόμηση και άλλες εργασίες, η οποία λειτουργεί με την κατασκευή πολλαπλών δέντρων αποφάσεων κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης και την έξοδο της κλάσης που είναι η λειτουργία των κλάσεων (ταξινόμηση) ή η μέση πρόβλεψη (παλινδρόμηση) των μεμονωμένων δέντρων. Τα τυχαία δάση (random forests) αποφάσεων διορθώνουν την τάση των δέντρων αποφάσεων να προσαρμόζονται υπερβολικά στο σύνολο εκπαίδευσής τους, προσφέροντας μεγαλύτερη ακρίβεια μέσω του μέσου όρου των αποτελεσμάτων πολλών δέντρων. Τα εν λόγω μοντέλα μηχανικής μάθησης θα χρησιμοποιηθούν για την αξιολόγηση του βαθμού στον οποίο τα συνθετικά δεδομένα μπορούν να αντικαταστήσουν τα πραγματικά δεδομένα για την εκπαίδευση προγνωστικών μοντέλων (Breiman, 2001).

## ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4

### ΣΥΝΘΕΤΙΚΑ ΔΕΔΟΜΕΝΑ ΚΑΙ ΕΦΑΡΜΟΓΕΣ ΣΤΗΝ ΥΓΕΙΑ

#### 4.1. Εφαρμογές συνθετικών δεδομένων στην υγειονομική περίθαλψη

Στα σύγχρονα συστήματα υγειονομικής περίθαλψης, τα δεδομένα των ασθενών αποθηκεύονται στον ηλεκτρονικό φάκελο υγείας (EHR). Ο EHR περιέχει μια σύνθετη σειρά δεδομένων, από μη δομημένα δεδομένα, συμπεριλαμβανομένων αρχείων απεικόνισης και φυσικής γλώσσας, έως δομημένα δεδομένα, συμπεριλαμβανομένων συνεχών, κατηγορικών και ταξινομικών μεταβλητών, τα οποία παρουσιάζουν γραμμικές και μη γραμμικές αλληλεπιδράσεις. Τα περισσότερα δεδομένα είναι χρονοσειρές, στις οποίες η ακολουθία και το χρονικό διάστημα μεταξύ των σημείων-δεδομένων είναι κρίσιμα για την αιτιώδη σχέση και το μέγεθος του αποτελέσματος. Τα δεδομένα αποθηκεύονται με τη μορφή πινάκων, εικόνων ή αρχείων φυσικής γλώσσας, ο σχεδιασμός των οποίων ιστορικά έχει δώσει προτεραιότητα στην κλινική περίθαλψη και τη χρέωση έναντι της ανάλυσης δεδομένων. Λόγω των προαναφερθέντων πλεονεκτημάτων, τα συνθετικά δεδομένα χρησιμοποιούνται σε τομείς τόσο διαφορετικούς όσο η καρδιολογία, η δερματολογία, η ιστολογία και η κλινική ψυχολογία. Τα στατιστικά γενετικά μοντέλα τεχνητής νοημοσύνης είναι το πιο κοινό εργαλείο, αν και ενδέχεται να μην είναι κατάλληλα για ορισμένες εφαρμογές (Chen et al., 2021).

**Δομημένα δεδομένα.** Τα δομημένα δεδομένα σε ένα EHR περιλαμβάνουν δημογραφικά στοιχεία των ασθενών, ιατρικό ιστορικό, φάρμακα, διαγνώσεις, αλλεργίες, ισορροπία υγρών, εργαστηριακά αποτελέσματα, μικροβιολογικά δεδομένα, παθολογικά δεδομένα και ορισμένα δεδομένα που σχετίζονται με διαδικασίες και απεικόνιση (δηλαδή όχι την ίδια την εικόνα). Οι Benaim et al. απεικονίζουν τον τρόπο με τον οποίο τα συνθετικά δομημένα δεδομένα μπορούν να χρησιμοποιηθούν για κλινικές παρατηρητικές μελέτες. Στόχος τους ήταν να επικυρώσουν τη χρήση μιας εμπορικής πλατφόρμας τεχνητής νοημοσύνης, της MDClone, για τη δημιουργία συνθετικών δομημένων δεδομένων από πραγματικά δεδομένα EHR, διατηρώντας παράλληλα τις γνωστές συσχετίσεις (Benaim et al., 2020).

Οι μελέτες έδειξαν ότι η πλατφόρμα μπορούσε να παράγει συνθετικά δεδομένα με χαρακτηριστικά παρόμοια με τα πραγματικά δεδομένα και, κυρίως, τα αποτελέσματα που προέκυψαν από τα συνθετικά δεδομένα ήταν στατιστικά παρόμοια με τα αποτελέσματα των

πραγματικών δεδομένων. Αυτά τα αποτελέσματα βασίστηκαν σε σύνολα δεδομένων όπου ο αριθμός των ασθενών είναι αναλογικά πολύ μεγαλύτερος από τον αριθμό των μεταβλητών που χρησιμοποιήθηκαν, και με μεγάλα μεγέθη δειγμάτων για να μειωθεί η επίδραση των δεδομένων (Benaim et al., 2020). Αυτές οι μελέτες ήταν παρατηρητικές και φαινομενικά προορίζονταν για την ανταλλαγή δεδομένων μόνο για αναδρομική ανάλυση. Συνθετικά δεδομένα που μοντελοποιήθηκαν από ένα σύνολο δεδομένων με πάνω από 1 δισεκατομμύριο εγγραφές από ασθενείς σε κρίσιμη κατάσταση (Amsterdam UMCdb [39]) χρησιμοποιήθηκαν για τη σύγκριση μεθόδων δημιουργίας συνθετικών δεδομένων και επαναπροσδιορισμού ασθενών. Η ανάλυσή τους υπογράμμισε την ανάγκη όχι μόνο για μεθόδους δημιουργίας συνθετικών δεδομένων υψηλής ποιότητας, αλλά και για καλές, αξιόπιστες μετρήσεις για την αξιολόγηση τέτοιων δεδομένων (Jordon et al., 2021).

**Εγγραφές σε φυσική γλώσσα.** Ένα EHR περιέχει έναν τεράστιο όγκο κειμένου σε φυσική γλώσσα σε σημειώσεις από παρόχους υγειονομικής περίθαλψης – η ποιότητα και η ακρίβεια των οποίων είναι υποκειμενική, αλλά στην ιδανική της μορφή παρέχει μια συνοπτική εικόνα που επισημαίνει τα πιο κρίσιμα σημεία της πορείας ενός ασθενούς και την αναμενόμενη πορεία του στο μέλλον. Αυτό είναι ιδιαίτερα σημαντικό για τα αρχεία ψυχικής υγείας, τα οποία εξαρτώνται σε μεγάλο βαθμό από κείμενο σε φυσική γλώσσα χωρίς δομή. Τα συνθετικά δεδομένα φυσικής γλώσσας ως δεδομένα εκπαίδευσης μπορούν να αποδώσουν αποτελέσματα ταξινόμησης που είναι συγκρίσιμα με τα αρχικά αποτελέσματα. Όπως δείχνουν οι Ive et al. ένα μοντέλο που εκπαιδεύτηκε με συνθετικές περιλήψεις εξόδου μπορούσε να προβλέψει με ακρίβεια τις διαγνώσεις και τους φαινοτύπους των ασθενών ψυχικής υγείας (Ive et al., 2020).

Οι πρόοδοι που έχουν σημειωθεί στην επεξεργασία φυσικής γλώσσας σε άλλους κλάδους είναι πολλά υποσχόμενες για τον τομέα της υγειονομικής περίθαλψης, στον οποίο τα συνθετικά κείμενα φυσικής γλώσσας μπορεί να αποδειχθούν ωφέλιμα. Τέτοιου είδους γλωσσικά μοντέλα εξαρτώνται από την απεριόριστη πρόσβαση σε έναν τεράστιο όγκο κειμένων φυσικής γλώσσας που συλλέγονται από το διαδίκτυο.

Δεδομένων των περιορισμών που επιβάλλονται από την προστασία της ιδιωτικής ζωής, είναι δύσκολο να αναπτυχθεί ένα παρόμοιο γλωσσικό μοντέλο για την υποστήριξη κλινικών αποφάσεων χρησιμοποιώντας αρχεία φυσικής γλώσσας από ένα EHR. Μια τρέχουσα beta έκδοση του CogStack Foresight που υποστηρίζεται από το MedGPT δείχνει υποσχέσεις για ένα διαγνωστικό εργαλείο από ακατέργαστο κείμενο, αλλά η εκπαίδευση του μοντέλου περιορίστηκε σε λίγο πάνω από ένα εκατομμύριο αρχεία ασθενών, κυρίως από ένα μόνο

νοσοκομειακό σύστημα. Τα συνθετικά κείμενα φυσικής γλώσσας που δημιουργούνται από πραγματικά αρχεία μπορεί να είναι σε θέση να εκπαιδεύσουν ή τουλάχιστον να παρέχουν επαυξημένα δεδομένα εκπαίδευσης για τη βελτίωση ενός τέτοιου μοντέλου για έναν ευρύτερο πληθυσμό ασθενών (McDuff et al., 2023). Ένας από τους τομείς στους οποίους τα συνθετικά δεδομένα ασθενών έχουν υιοθετηθεί ευρύτερα είναι η επεξεργασία φυσιολογικών σημάτων και η κατάταξη αυτών. Στον τομέα της καρδιολογίας για παράδειγμα, η φυσιολογική μέτρηση αναφέρεται σε οποιαδήποτε μη δομημένη συνεχή ροή δεδομένων, όπως ένα ECG 12 απαγωγών και τηλεμετρία ECG, ή κυματομορφές που σχετίζονται με την αιμοδυναμική. Συγκεκριμένα, οι ερευνητές έχουν διερευνήσει τη σύνθεση καρδιακών σημάτων, δηλαδή ECG, καθώς και φωνοκαρδιογραφήματα και φωτοπληθυσμογραφήματα (PPG) (Tomer Golany et al., 2020). Για παράδειγμα, τα παραμετρικά δυναμικά μοντέλα είναι αποτελεσματικά στην καταγραφή των ιδιοτήτων των ECG (McSharry et al., 2003), επιτρέποντας τη δημιουργία συνθετικών ECG για φλεβοκομβική βραδυκαρδία, φλεβοκομβική ταχυκαρδία, κοιλιακή μαρμαρυγή και κοιλιακή ταχυκαρδία (Sayadi et al., 2010). Είναι σημαντικό να σημειωθεί ότι τα μοντέλα που έχουν εκπαιδευτεί με πραγματικά ECG, ενισχυμένα με συνθετικά ECG, έχουν δείξει βελτιωμένη ακρίβεια στη διάγνωση του ρυθμού (Skandarani et al., 2022).

Τα δυναμικά στατιστικά μοντέλα που χρησιμοποιούν ένα σύστημα συνήθων διαφορικών εξισώσεων (ODEs) ενσωματωμένα στη διαδικασία βελτιστοποίησης μιας γενετικής τεχνητής νοημοσύνης, προσφέρουν τη δυνατότητα ελέγχου των δυναμικών ιδιοτήτων των κυματομορφών, ενώ παράλληλα επωφελούνται από τη φύση των γενετικών μοντέλων τεχνητής νοημοσύνης που βασίζονται σε δεδομένα (Tomer Golany et al., 2020).

Με το αυξανόμενο ενδιαφέρον για τη σχέση μεταξύ των φυσιολογικών σημάτων (π.χ. ο χρόνος άφιξης του σφυγμού που υπολογίζεται από το ECG και το PPG ως προγνωστικός παράγοντας της αρτηριακής πίεσης), μελλοντικές εργασίες θα πρέπει να εξετάσουν συνθετικά μοντέλα που μοντελοποιούν τις σχέσεις μεταξύ των μετρήσεων, αντί για μεμονωμένες μετρήσεις. Η μέτρηση των φυσιολογικών σημάτων με κάμερα επωφελείται από την ικανότητά τους να καταγράφουν μετρήσεις χωρίς φυσική επαφή (McDuff, 2022).

Ωστόσο, η σύνθεση βίντεο είναι πιο περίπλοκη από τις μονοδιάστατες κυματομορφές. Τα μοντέλα που βασίζονται σε γραφικά μπορούν να χρησιμοποιηθούν για τη δημιουργία μιας ποικιλίας φυσικών μοντέλων (Paruchuri, et. al., 2024). Ωστόσο, αυτά δεν μοιάζουν ακόμη με «φωτορεαλιστικά» δεδομένα. Τα στατιστικά μοντέλα παρέχουν μια πιο σωστή προσέγγιση που δεν απαιτεί περίπλοκη συνθετική διαδικασία (Wang et al., 2022). Έχουν προταθεί ημι-

συνθετικές μέθοδοι όπου συντίθενται μόνο τμήματα των δεδομένων εισόδου, πράγμα που σημαίνει ότι μπορεί κανείς να βασιστεί σε πραγματικά δείγματα για τα δύσκολα τμήματα του χώρου δεδομένων, αλλά να τα συμπληρώσει με συνθετικά δεδομένα εκπαίδευσης για δείγματα που είναι ευκολότερα να προσομοιωθούν.

**Ιατρική απεικόνιση.** Η ιατρική απεικόνιση έχει αρχίσει να υιοθετεί μεθόδους τεχνητής νοημοσύνης για την αυτοματοποίηση τμημάτων της διαδικασίας κλινικής αξιολόγησης. Υπάρχουν πολλά υποσχόμενα παραδείγματα που υποστηρίζουν τη χρήση της μηχανικής μάθησης για τη βελτίωση των πληροφοριών που λαμβάνονται από αυτά τα δεδομένα. Η δημιουργία συνθετικών εικόνων έχει εφαρμοστεί με επιτυχία για τη βελτίωση μοντέλων ταξινόμησης κακοήθων κυττάρων (Chen et al., 2021), δερματικές βλάβες σε φωτογραφίες (Ghorbani et al., 2020), την ανίχνευση COVID-19 από ακτινογραφίες θώρακα (Waheed et al., 2020), την ταξινόμηση ηπατικών βλαβών από αξονικές τομογραφίες (Frid-Adar et al., 2018) και την κατάτμηση όγκων εγκεφάλου σε δεδομένα μαγνητικής τομογραφίας (Menze et al., 2015).

Στην πλειονότητα των εργασιών έχουν χρησιμοποιηθεί στατιστικά γενετικά μοντέλα τεχνητής νοημοσύνης (συνήθως GAN) (Waheed et al., 2020), αλλά υπάρχουν επίσης παραδείγματα φυσικών μοντέλων και υβριδικών μοντέλων που χρησιμοποιούνται σε περιπτώσεις όπου τα φυσικά μοντέλα είναι καλά χαρακτηρισμένα (Billot et al., 2023). Συγκεκριμένα, οι υβριδικές μέθοδοι χρησιμοποιούνται για την ενίσχυση των συνθετικών δεδομένων.

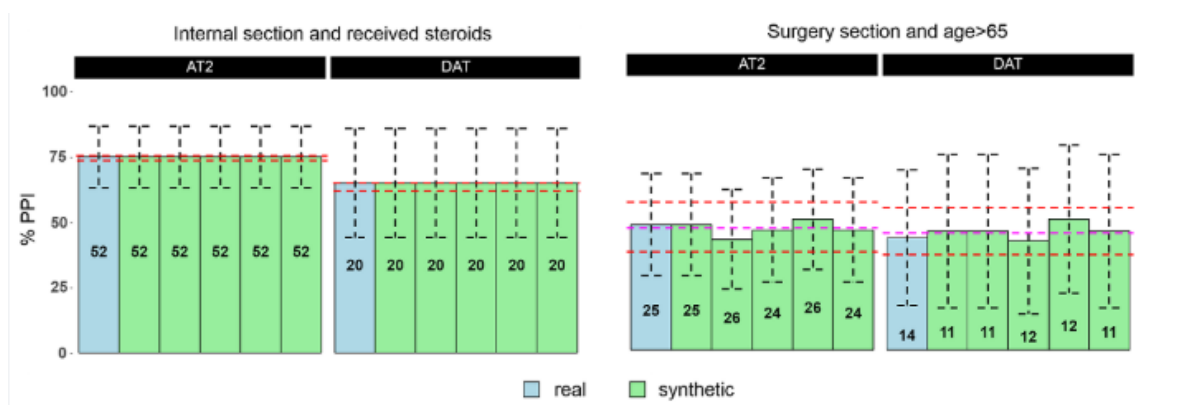
Για παράδειγμα, οι Zhao et al. (2019) υπολογίζουν αυξήσεις σε συνθετικά δεδομένα που είναι συνεπή με τα πεδία χωρικής παραμόρφωσης που προκύπτουν στο πλαίσιο της ανατομίας και της λήψης εικόνων MRI. Οι Amirrajab και συν. (2020) χρησιμοποίησαν έναν προσομοιωτή καρδιάς σε συνδυασμό με ένα γενετικό μοντέλο για να δημιουργήσουν συνθετικές καρδιακές εικόνες MR. Οι Zhang et al. (2018) χρησιμοποίησαν ένα γενετικό μοντέλο τεχνητής νοημοσύνης για να μεταφράσουν τρισδιάστατες καρδιακές εικόνες μαγνητικής τομογραφίας σε μορφή δισδιάστατης αξονικής τομογραφίας, αποφεύγοντας την έκθεση σε ακτινοβολία. Με τις νέες μορφές συσκευών απεικόνισης να συνεχίζουν να πολλαπλασιάζονται, η ανάγκη για αποτελεσματικούς τρόπους δημιουργίας συνόλων δεδομένων εκπαίδευσης θα συνεχίσει να υφίσταται.

## 4.2. Μελέτες περιπτώσεων

### 4.2.1. Γαστροπροστασία

Η γαστρορραγία είναι μία από τις πιο συχνές ανεπιθύμητες ενέργειες φαρμάκων που μπορούν να προληφθούν (Bormate et al., 2008). Τα αντιαμοπεταλιακά και τα αντιπηκτικά φάρμακα είναι τα πιο συνηθισμένα φάρμακα που σχετίζονται με νοσηλεία λόγω σφαλμάτων στη συνταγογράφηση PPI (αναστολείς αντλίας πρωτονίων) (Kongkaew et al., 2013). Για τη μείωση του κινδύνου γαστρορραγίας, οι κατευθυντήριες οδηγίες συνιστούν τη συνταγογράφηση PPI σε ασθενείς υψηλού κινδύνου (Valgimigli et al., 2017). Οι Valgimigli et al. (2017) αξιολόγησαν το ποσοστό παράλειψης PPI για γαστροπροστασία σε ασθενείς που εξήλθαν από το νοσοκομείο με συνταγογραφημένους συνδυασμούς από του στόματος αντιπηκτικών (OACs; warfarin, dabigatran, rivaroxaban ή apixaban) και αντιαμοπεταλιακών (ασπιρίνη, clopidogrel, prasugrel ή ticagrelor), λαμβάνοντας υπόψη πρόσθετες ενδείξεις για προφυλακτική χρήση PPI (ηλικία >65 ετών και ταυτόχρονη χρήση στεροειδών). Σε κάθε υποομάδα, εξετάστηκε το ποσοστό των ασθενών με συνιστώμενη χορήγηση ταυτόχρονων PPI.

Μεταξύ 2007 και 2017, εντοπίστηκαν 12.188 ασθενείς που έλαβαν εξιτήριο με OAC, ορισμένοι από τους οποίους έλαβαν επιπλέον ένα μόνο αντιαμοπεταλιακό φάρμακο, είτε ασπιρίνη (n=3953) είτε αναστολείς του υποδοχέα P2Y ADP ( clopidogrel, prasugrel ή ticagrelor) αντιαμοπεταλιακή θεραπεία (n=882) ή διπλή αντιαμοπεταλιακή θεραπεία (DAT; n=417). Οι υπόλοιποι 6.936 ασθενείς έλαβαν OAC μόνο, χωρίς πρόσθετη αντιαμοπεταλιακή αγωγή.



Εικόνα 1 Χορήγηση PPI (%) σε ασθενείς που έλαβαν αντιαμοπεταλιακά φάρμακα (AT2) κλοπιδογρέλη, πρασουγρέλη ή τικαγρελόρη ή διπλή αντιαμοπεταλιακή αγωγή (DAT). Πηγή: Reiner Benaïm et al., (2020).

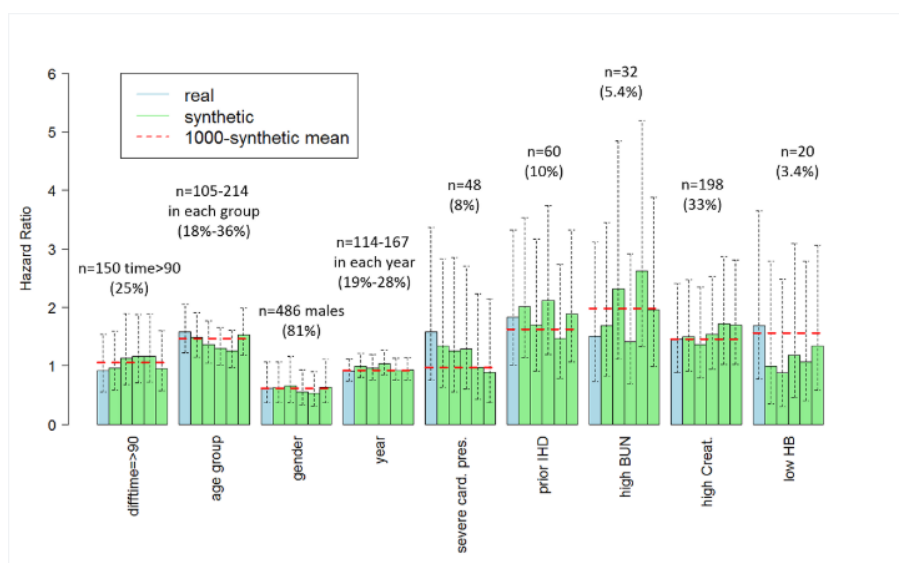
Συνολικά, από τα συνθετικά δεδομένα προέκυψαν καλές προβλέψεις των αποτελεσμάτων των πραγματικών δεδομένων. Για τις περισσότερες υποομάδες, όπως οι ασθενείς που εξήλθαν από τα τμήματα εσωτερικής ιατρικής με OAC και αντιαιμοπεταλιακά και έλαβαν ταυτόχρονα στεροειδή, η δημιουργία συνθετικών δεδομένων φαίνεται να επιτυγχάνει, καθώς δεν βρέθηκαν παρατηρήσεις που να είναι μοναδικές. Επομένως, οι εκτιμήσεις από τα συνθετικά δεδομένα ήταν πανομοιότυπες με αυτές από τα πραγματικά δεδομένα, ανεξάρτητα από το μέγεθος του δείγματος, συμπεριλαμβανομένων των επιπέδων αβεβαιότητας, όπως αντανακλάται στα διαστήματα εμπιστοσύνης (αριστερό πλαίσιο). Με βάση επαναλαμβανόμενες εκτελέσεις 1000 συνθετικών συνόλων, τα ποσοστά χορήγησης PPI για αυτήν την υποομάδα ήταν εξαιρετικά σταθερά, όπως υποδεικνύεται από την σχεδόν μηδενική μεροληψία και το πολύ στενό εύρος τους στις 1000 επαναλήψεις (Reiner Benaim et al., 2020). Αντίθετα, όταν απαιτήθηκε censoring (δεξιά στήλη), τα αποτελέσματα διέφεραν μεταξύ συνθετικών και πραγματικών δεδομένων, οπότε και υπήρξε μεροληψία.

#### 4.2.2. Έμφραγμα του μυοκαρδίου

Οι Nallamotheu et al. (2015) εξέτασαν την επίδραση του χρόνου από την άφιξη στο νοσοκομείο έως την αγγειοπλαστική (D2B) σε ασθενείς με έμφραγμα του μυοκαρδίου (STEMI) στην εμφάνιση συμφορητικής καρδιακής ανεπάρκειας (CHF) ή θνησιμότητας, εντός 180 ημερών από τον καθετηριασμό.

Σύμφωνα με τις κατευθυντήριες γραμμές που υιοθετήθηκαν στο Ισραήλ το 2014, η PCI (διαδερμική αγγειοπλαστική στεφανιαίων αρτηριών) πρέπει να πραγματοποιείται εντός 90 λεπτών από την άφιξη στο νοσοκομείο (Anderson & Morrow, 2017). Υπολογίστηκαν οι εκτιμήσεις του ποσοστού επιβίωσης Kaplan-Meier και η επίδραση του D2B και των παραγόντων που σχετίζονται με το STEMI εκτιμήθηκε με μια πολυπαραγοντική αναγωγή αναλογικού κινδύνου Cox, λαμβάνοντας υπόψη άλλα ανεπιθύμητα συμβάντα, όπως ανακοπή, κοιλιακή μαρμαρυγή, ταχυκαρδία, πλήρης κολποκοιλιακός αποκλεισμός και προηγούμενη ισχαιμική καρδιακή νόσος (IHD; προηγούμενη χειρουργική επέμβαση παράκαμψης στεφανιαίας αρτηρίας, έμφραγμα του μυοκαρδίου και PCI) (McNamara et al., 2006). Επιπλέον, ελήφθησαν υπόψη τα αποτελέσματα των εργαστηριακών εξετάσεων που έδειχναν χαμηλή αιμοσφαιρίνη ( $\leq 10$ ), υψηλή κρεατινίνη ( $>1$ ) και υψηλό άζωτο ουρίας αίματος (BUN  $>30$ ), καθώς και άλλοι πιθανοί παράγοντες (ηλικία, φύλο).

Μεταξύ 2013 και 2016, εντοπίστηκαν 597 ασθενείς με διάγνωση STEMI που υποβλήθηκαν σε πρωτογενή PCI, εξαιρουμένων των περιπτώσεων στις οποίες είχαν παρέλθει περισσότερες από 6 ώρες πριν από την εκτέλεση της πρωτογενούς PCI ή με CHF πριν από την επέμβαση. Χρησιμοποιήθηκαν ταξινομήσεις Boolean για την εξαγωγή πληροφοριών σχετικά με την κατάσταση των ασθενών: η μεταβλητή «σοβαρό καρδιακό πρόβλημα» υποδείκνυε καρδιακή ανακοπή, κοιλιακή μαρμαρυγή, ταχυκαρδία ή κολποκοιλιακό μπλοκ κατά την εισαγωγή, και η προηγούμενη ισχαιμική καρδιακή νόσος υποδείκνυε προηγούμενη χειρουργική επέμβαση παράκαμψης στεφανιαίας αρτηρίας, έμφραγμα του μυοκαρδίου ή PCI (Nallamothu et al., 2015).



Εικόνα 2 Λόγοι κινδύνου με διαστήματα εμπιστοσύνης 95% για CHF ή θνησιμότητα εντός 180 ημερών από την πρωτογενή PCI με βάση πραγματικά δεδομένα (μπλε) και πέντε συνθετικά σύνολα δεδομένων (πράσινο). Πηγή: Reiner Benaim et al., (2020).

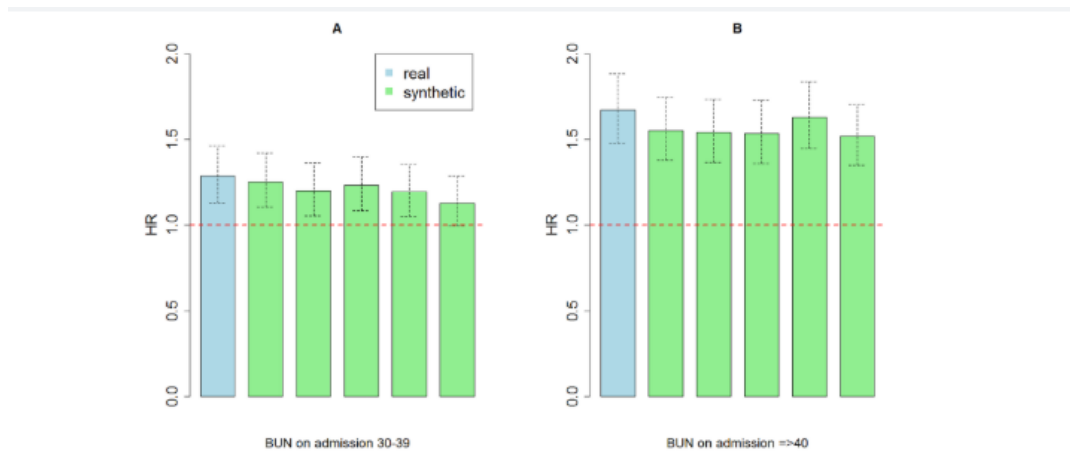
Στην περίπτωση αυξημένου κινδύνου με την ηλικία και μιας ελαφράς αύξησης του κινδύνου για ασθενείς με προηγούμενη IHD, όπως προέκυψε από τα πραγματικά δεδομένα, παρατηρήθηκε κάποια μεταβλητότητα. Για αποτελέσματα με υψηλότερο βαθμό εμπιστοσύνης, οι εκτιμήσεις του λόγου κινδύνου ήταν πιο σταθερές. Ωστόσο, η μεροληψία της εκτίμησης που προέκυψε από τα συνθετικά δεδομένα, όπως εκτιμήθηκε από 1000 επαναλήψεις συνθετικών συνόλων, ήταν μικρή σε σύγκριση με την αβεβαιότητα της εκτίμησης από τα πραγματικά δεδομένα. Όπως αναμενόταν, η σταθερότητα και η μεροληψία των συνθετικών αποτελεσμάτων ήταν καλύτερες για τις μεταβλητές με στενότερα διαστήματα εμπιστοσύνης (ηλικιακή ομάδα, φύλο και έτος) σε σύγκριση με τις μεταβλητές με ευρύτερα διαστήματα εμπιστοσύνης (προηγούμενη IHD και υψηλό BUN). Είναι σημαντικό να σημειωθεί ότι όλες οι εκτιμήσεις που προέκυψαν από συνθετικά δεδομένα, για την καμπύλη επιβίωσης και τους λόγους κινδύνου, ήταν εντός των ορίων εμπιστοσύνης 95% που προέκυψαν από τα πραγματικά

δεδομένα, δηλαδή εντός του εύρους των πιθανών τιμών του πραγματικού ποσοστού επιβίωσης και του πραγματικού λόγου κινδύνου (Nallamothu et al., 2015).

#### 4.2.3. Οξεία καρδιακή ανεπάρκεια

Η οξεία καρδιακή ανεπάρκεια (ADHF) είναι η κύρια αιτία νοσηλείας σε ασθενείς άνω των 65 ετών. Οι Teerlink et al. (2015) διερεύνησαν την επίδραση των επιπέδων BUN (blood urea nitrogen) κατά τη διάρκεια της νοσηλείας στην τριετή θνησιμότητα μετά την έξοδο από το νοσοκομείο σε ασθενείς με ADHF. Τα επίπεδα BUN μετρήθηκαν κατά την εισαγωγή και την έξοδο από το νοσοκομείο. Η προγνωστική αξία του BUN για τη θνησιμότητα αξιολογήθηκε χρησιμοποιώντας πολυπαραγοντική παλινδρόμηση αναλογικών κινδύνων Cox, λαμβάνοντας υπόψη τον αριθμό των σχετικών συννοσηροτήτων.

Μεταξύ 2007 και 2017, 4.590 ασθενείς νοσηλεύτηκαν με πρωταρχική διάγνωση καρδιακής ανεπάρκειας και επέζησαν μέχρι την έξοδο από το νοσοκομείο. Για να περιοριστεί ο αριθμός των υποομάδων, χρησιμοποιήθηκε μια ταξινόμηση Boolean για την εξαγωγή πληροφοριών σχετικά με τις συννοσηρότητες και όχι συγκεκριμένες διαγνώσεις. Λες οι εκτιμήσεις από συνθετικά δεδομένα, για το ποσοστό επιβίωσης και τους λόγους κινδύνου, ήταν εντός των ορίων εμπιστοσύνης που προέκυψαν από τα πραγματικά δεδομένα (Teerlink et al., 2015). Οι λόγοι κινδύνου, σε σύγκριση με την ομάδα BUN <30, εκτιμήθηκαν από τα πραγματικά δεδομένα σε 1,29 για τους ασθενείς με BUN 30–39 και σε 1,67 για τους ασθενείς με BUN ≥40. Οι λόγοι κινδύνου που εκτιμήθηκαν από τα συνθετικά δεδομένα ήταν ελαφρώς χαμηλότεροι. Αυτό επιβεβαίωσε ότι τα συνθετικά σύνολα δεδομένων μπορούσαν να αναπαράγουν αξιόπιστα τις στατιστικές σχέσεις που παρατηρήθηκαν στον αρχικό πληθυσμό των ασθενών, αποφεύγοντας παράλληλα τους κινδύνους αποκάλυψης.



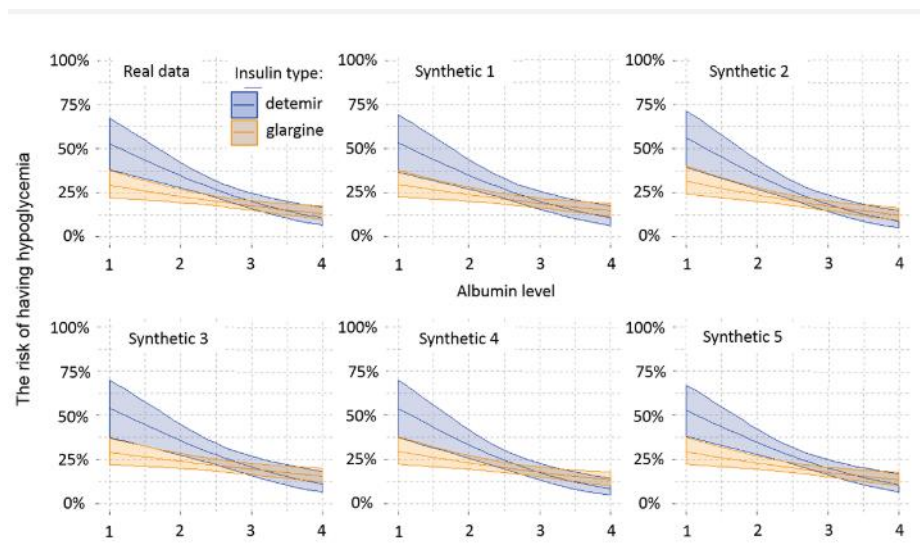
Εικόνα 3 Λόγοι κινδύνου με διαστήματα εμπιστοσύνης ανά επίπεδο BUN κατά την εισαγωγή, που προέκυψαν από την αναλογική παλινδρόμηση κινδύνου Cox με βάση πραγματικά δεδομένα και πέντε συνθετικά σύνολα δεδομένων. Πηγή: Reiner Benaim et al., (2020).

#### 4.2.4. Υπογλυκαιμία σε ασθενείς με διαβήτη

Η Detemir και η Glargine είναι ινσουλίνες μακράς δράσης που χρησιμοποιούνται συνήθως για τη θεραπεία νοσηλευόμενων ασθενών (Umpierrez et al., 2012). Ωστόσο, η Detemir συνδέεται με την αλβουμίνη, γεγονός που εγείρει ανησυχίες για αυξημένο κίνδυνο υπογλυκαιμίας σε ασθενείς με υποαλβουμιναιμία (Reilly & Berns, 2010), ενώ οι κατευθυντήριες οδηγίες για τη θεραπεία της υπεργλυκαιμίας δεν προτιμούν τη μία ινσουλίνη έναντι της άλλης.

Οι Reiner Benaim και συν. (2020) αξιολόγησαν τον κίνδυνο υπογλυκαιμίας σε ασθενείς με χαμηλή αλβουμίνη που έλαβαν θεραπεία με ινσουλίνη detemir έναντι glargine. Τα δεδομένα που συλλέχθηκαν περιλάμβαναν όλους τους ενήλικες ασθενείς που έλαβαν θεραπεία με detemir ή glargine και τα εργαστηριακά αποτελέσματα για τα επίπεδα αλβουμίνης, κρεατινίνης και γλυκόζης κατά τη διάρκεια ενός χρονικού διαστήματος 5 ημερών. Επιπλέον, λήφθηκαν υπόψη η ηλικία, το φύλο, το βάρος, η δόση ινσουλίνης, η αναλογία δόσης ινσουλίνης προς βάρος, η χρήση ινσουλίνης στο σπίτι, η λήψη βραχείας ινσουλίνης, η διάρκεια της νοσηλείας στο νοσοκομείο. Οι κίνδυνοι υπογλυκαιμίας εκτιμήθηκαν με την εφαρμογή ενός πολυπαραγοντικού μοντέλου λογιστικής παλινδρόμησης που περιελάμβανε κύριες επιδράσεις και αλληλεπιδράσεις δεύτερης τάξης ως προγνωστικούς παράγοντες και την υπογλυκαιμία (επίπεδο γλυκόζης <70 mg/dL) ως εξαρτώμενη μεταβλητή. Οι μεταβλητές επιλέχθηκαν για το μοντέλο με μια σταδιακή διαδικασία.

Μεταξύ 2012 και 2016, 4677 ενήλικες ασθενείς νοσηλεύτηκαν και έλαβαν θεραπεία με ινσουλίνες detemir (832/4677, 17,78%) ή glargine (3844/4677, 82,19%). Οι καμπύλες κινδύνου που εκτιμήθηκαν από τα συνθετικά σύνολα για τις θεραπείες με detemir και glargine σε διάφορες τιμές αλβουμίνης ήταν πολύ παρόμοιες με τις καμπύλες που εκτιμήθηκαν από τα πραγματικά δεδομένα και έδειχναν με συνέπεια τη συσχέτιση της χρήσης detemir με υψηλότερη συχνότητα υπογλυκαιμικών επεισοδίων σε ασθενείς με υποαλβουμιναιμία. Οι εκτιμήσεις από όλα τα συνθετικά σύνολα προέβλεπαν υψηλότερο ποσοστό υπογλυκαιμίας για τη detemir και ήταν εντός των ορίων εμπιστοσύνης που προέκυψαν από τα πραγματικά δεδομένα. Η μεροληψία τους ήταν  $-0,003$  για τη Detemir και  $+0,006$  για τη Glargine (Reiner Benaim et al., 2020).



Εικόνα 4 προβλέψεις κινδύνου με διαστήματα εμπιστοσύνης 95% για θεραπείες με ινσουλίνη detemir και glargine για ένα εύρος τιμών αλβουμίνης, με βάση τα πραγματικά δεδομένα (πάνω αριστερά) και πέντε συνθετικά σύνολα δεδομένων (άλλα πλαίσια). Πηγή: Reiner Benaim et al., (2020).

#### 4.2.5. Συνθετικά δεδομένα για την έρευνα του καρκίνου του μαστού

Η χρήση συνθετικών δεδομένων έχει επίσης διερευνηθεί στην ογκολογία, όπου τα ζητήματα προστασίας της ιδιωτικής ζωής και οι μικρές ομάδες ασθενών συχνά περιορίζουν την ανταλλαγή δεδομένων. Μια αντιπροσωπευτική μελέτη περίπτωσης αφορά τη δημιουργία συνθετικών συνόλων δεδομένων για την αξιολόγηση των αποτελεσμάτων της θεραπείας και των προγνωστικών παραγόντων σε ασθενείς με καρκίνο του μαστού που υποβάλλονται σε επικουρική χημειοθεραπεία. Τα μητρώα καρκίνου του μαστού περιλαμβάνουν συνήθως δημογραφικές μεταβλητές (ηλικία, φύλο, εθνικότητα), χαρακτηριστικά συγκεκριμένων όγκων (ιστολογία, στάδιο, βαθμός, κατάσταση υποδοχέων), θεραπευτικά σχήματα (πρωτόκολλα

χημειοθεραπείας, ορμονική θεραπεία, ακτινοθεραπεία) και λόγω της ευαισθησίας αυτών των δεδομένων και του σχετικά μικρού αριθμού ασθενών σε συγκεκριμένες υποομάδες (π.χ. τριπλά αρνητικός καρκίνος του μαστού), τα δεδομένα των ασθενών δεν μπορούν πάντα να μοιράζονται απευθείας μεταξύ των ιδρυμάτων (El Kababji, et. al., 2023).

Οι El Kababji et. al., (2023), συνέθεσαν σύνολα δεδομένων από οκτώ κλινικές δοκιμές για τον καρκίνο του μαστού χρησιμοποιώντας τρεις τύπους γενετικών μοντέλων. Η χρησιμότητα των συνθετικών δεδομένων αξιολογήθηκε με την αναπαραγωγή των δημοσιευμένων αναλύσεων στα συνθετικά δεδομένα και την αξιολόγηση της συμφωνίας εκτιμήσεων, αποφάσεων και την επικάλυψη των διαστημάτων εμπιστοσύνης μεταξύ των πραγματικών και των συνθετικών δεδομένων. Η προστασία της ιδιωτικής ζωής αξιολογήθηκε με τη μέτρηση του κινδύνου αποκάλυψης της προέλευσης και του κινδύνου αποκάλυψης της ιδιότητας μέλους. Η χρησιμότητα ήταν υψηλότερη με τη χρήση της μεθόδου διαδοχικής σύνθεσης, καθώς παρουσίασε την πιο σταθερή και αξιόπιστη απόδοση σε όλα τα datasets, υπερέχοντας έναντι των GAN και VAE . Και οι δύο τύποι κινδύνων ήταν χαμηλοί και στους τρεις τύπους γενετικών μοντέλων.

Data Set	Sample Size	SEQ			GAN			VAE		
		Estimate Agreement	Decision Agreement	CI Overlap	Estimate Agreement	Decision Agreement	CI Overlap	Estimate Agreement	Decision Agreement	CI Overlap
REaCT-HER2+	48	1	1	0.77	1	1	0.88	1	1	0.94
REaCT-G/G2	401	1	1	0.91	"	"	"	1	1	0.67
REaCT-ILIAD	218	1	1	0.99	1	1	0.85	1	0	0.74
REaCT-ZOL	211	1	<sup>b</sup>	0.98	1	<sup>b</sup>	0.88	0	<sup>b</sup>	0.61
REaCT-BTA	230	1	1	0.85	1	0	0.68	1	0	0.72
CCTG MA27	7,576	1	1	0.90	1	1	0.62	1	1	0.82
SWOG 0307	6,097	1	1	0.93	1	0	0.50	1	1	0.95
NSABP B34	3,323	1	1	0.93	1	1	0.83	1	1	0.61

Εικόνα 5 Αποτελέσματα κινδύνου αποκάλυψης πνευματικής ιδιοκτησίας χρησιμοποιώντας τρία γενετικά μοντέλα. Πηγή: El Kababji, et. al., (2023).

Σε άλλη μελέτη, οι ερευνητές συνέκριναν τις καμπύλες επιβίωσης χωρίς νόσο (DFS) και συνολικής επιβίωσης (OS) που εκτιμήθηκαν από συνθετικά δεδομένα με αυτές που προέκυψαν από τα αρχικά σύνολα δεδομένων. Επιπλέον, προσαρμόστηκαν μοντέλα αναλογικών κινδύνων Cox για την αξιολόγηση της επίδρασης της ηλικίας, του σταδίου του όγκου, της κατάστασης HER2 και της συμπληρωματικής θεραπείας στην επιβίωση (Rai, et. al., 2024).

Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι τα συνθετικά σύνολα δεδομένων παρείχαν σχεδόν πανομοιότυπες εκτιμήσεις για τους λόγους κινδύνου και τις πιθανότητες επιβίωσης. Για

παράδειγμα, ο αυξημένος κίνδυνος υποτροπής που σχετίζεται με την τριπλά αρνητική κατάσταση και η προστατευτική επίδραση της συμπληρωματικής θεραπείας με τραστοζουμάμπη στην HER2-θετική νόσο αναπαράχθηκαν με συνέπεια σε όλες τις συνθετικές Cox. Είναι σημαντικό ότι οι αναλύσεις υποομάδων, όπως η επιβίωση σε νεαρούς ασθενείς (<40 ετών) με όγκους σε προχωρημένο στάδιο, παρέμειναν έγκυρες, παρόλο που αυτές οι υποομάδες ήταν σχετικά σπάνιες στο αρχικό μητρώο. Οι επαναλαμβανόμενες προσομοιώσεις έδειξαν ελάχιστη μεροληψία και σταθερά αποτελέσματα, με όλες τις συνθετικές εκτιμήσεις να βρίσκονται εντός των διαστημάτων εμπιστοσύνης 95% των πραγματικών δεδομένων (El Kababji, et. al., 2023). Αυτό επιβεβαίωσε ότι τα συνθετικά σύνολα δεδομένων ογκολογίας μπορούν να χρησιμοποιηθούν αξιόπιστα για την αναπαραγωγή κλινικών πληροφοριών (Rai, et. al., 2024).

Τα πραγματικά δεδομένα συγκρίθηκαν με τα συνθετικά, μέσω t-test και wilcoxon στατιστικών tests, για να ελεγχθεί αν υπήρχε στατιστικά σημαντική διαφορά μεταξύ των 2 συνόλων. Όπως φαίνεται και για τις 2 περιπτώσεις, το  $p\text{-value} < 0.0001$ , οπότε τα μέτρα που αξιολογήθηκαν είναι στατιστικά σημαντικά και για τα συνθετικά δεδομένα.

**Table 4.** T-test results and corresponding hypothesis for the metrics.

Metric	Real+GAN Dataset	Real Dataset	t-Value	p-Value	Hypothesis Result
Accuracy	92.01	88.71	6.4	<0.0001	Reject H0; Significant
F1 Score	92.01	88.72	6.38	<0.0001	Reject H0; Significant
Precision	92.07	88.79	6.36	<0.0001	Reject H0; Significant
Recall	92.01	88.71	6.4	<0.0001	Reject H0; Significant

**Table 5.** Wilcoxon signed-rank test results with the corresponding hypothesis for the metrics.

Metric	Real Dataset	Real+GAN Dataset	Absolute Difference	Rank	Wilcoxon Statistic	p-Value	Hypothesis Result
Accuracy	88.71	92.01	3.3	3.5	0	<0.0001	Reject H0; Significant
F1 Score	88.72	92.01	3.29	2	0	<0.0001	Reject H0; Significant
Precision	88.79	92.07	3.28	1	0	<0.0001	Reject H0; Significant
Recall	88.71	92.01	3.3	3.5	0	<0.0001	Reject H0; Significant

## Συμπέρασμα

Τα συνθετικά δεδομένα αποτελούν μια καινούργια ευκαιρία στον τομέα της υγειονομικής περίθαλψης, καθώς παρέχουν έναν τρόπο αξιοποίησης τεράστιων ποσοτήτων πληροφοριών για τους ασθενείς, με παράλληλη άμβλυνση των ανησυχιών σχετικά με την προστασία της ιδιωτικής ζωής. Τα πεδία εφαρμογής τους — από τη βελτίωση των μοντέλων τεχνητής νοημοσύνης έως την υποστήριξη της κλινικής έρευνας, της προγνωστικής ανάλυσης και των ψηφιακών δίδυμων — καταδεικνύουν το δυναμικό τους για τη βελτίωση των αποτελεσμάτων των ασθενών, τη βελτιστοποίηση των λειτουργιών της υγειονομικής περίθαλψης και την επιτάχυνση της ιατρικής καινοτομίας. Με τη δημιουργία ρεαλιστικών, αλλά ανώνυμων συνόλων δεδομένων, τα συνθετικά δεδομένα μπορούν να αντιμετωπίσουν τους περιορισμούς των σπάνιων ή ευαίσθητων δεδομένων του πραγματικού κόσμου, επιτρέποντας την ανάπτυξη πιο ισχυρών και επεκτάσιμων λύσεων.

Ωστόσο, η υιοθέτηση των συνθετικών δεδομένων στον τομέα της υγειονομικής περίθαλψης δεν είναι χωρίς προκλήσεις. Η διασφάλιση της ποιότητας των δεδομένων, η διατήρηση της στατιστικής ακρίβειας και η αποφυγή μεροληψιών είναι κρίσιμης σημασίας για την αποφυγή παραπλανητικών αποτελεσμάτων. Τα ρυθμιστικά πλαίσια και οι ηθικές παράμετροι πρέπει να εξελίσσονται παράλληλα με τις τεχνολογικές εξελίξεις, ώστε να διασφαλίζεται η ασφάλεια, η ιδιωτικότητα και η εμπιστοσύνη των ασθενών. Επιπροσθέτως, η προσεκτική αξιολόγηση με τη χρήση τυποποιημένων μετρήσεων είναι απαραίτητη για την επικύρωση της χρησιμότητας και της αξιοπιστίας των συνθετικών συνόλων δεδομένων σε διάφορα κλινικά πλαίσια.

Τα συνθετικά δεδομένα έχουν τη δυνατότητα να γεφυρώσουν τα κενά στην πρόσβαση στα δεδομένα. Τα παραδείγματα που αναφέρονται σε αυτή την ανασκόπηση υπογράμμισαν τη χρησιμότητα των συνθετικών δεδομένων υγείας σε διάφορους τομείς της έρευνας στον τομέα της υγείας, της ανάπτυξης λογισμικού και της κατάρτισης. Η διαθεσιμότητα δημόσια προσβάσιμων συνθετικών συνόλων δεδομένων υγείας και έτοιμων προς χρήση γεννητριών συνθετικών δεδομένων αντικατοπτρίζει το αυξανόμενο ενδιαφέρον και τη ζήτηση για προσβάσιμα δεδομένα. Αυτά τα εργαλεία και τα σύνολα δεδομένων έχουν μεγάλο δυναμικό για την αύξηση της πρόσβασης των ερευνητών, των επιχειρηματιών δεδομένων και των καινοτόμων στον τομέα της πληροφορικής για την υγεία σε ρεαλιστικά σύνολα δεδομένων, διατηρώντας παράλληλα τις στατιστικές σχέσεις και προστατεύοντας την εμπιστευτικότητα των αρχείων. Στο μέλλον, αναμένουμε να κυκλοφορήσουν περισσότερα σύνολα δεδομένων με

συνθετικά δεδομένα, να αναπτυχθούν περισσότερα εργαλεία για τη δημιουργία συνθετικών δεδομένων και περισσότεροι χρήστες να εκτιμήσουν τη χρησιμότητα των συνθετικών δεδομένων.

Οι χρήστες πρέπει να αξιολογούν τα συνθετικά σύνολα δεδομένων ως προς την ποιότητα και την καταλληλότητά τους για την προβλεπόμενη χρήση τους. Οι χρήστες πρέπει να γνωρίζουν και να λαμβάνουν υπόψη τους περιορισμούς κατά τη χρήση συνθετικών δεδομένων, προκειμένου να μεγιστοποιήσουν τις δυνατότητές τους. Στις μελλοντικές συζητήσεις και μελέτες θα πρέπει να εξεταστεί η εγκυρότητα των συνθετικών δεδομένων σε διαφορετικές περιπτώσεις χρήσης, να καθοριστεί η χρησιμότητά τους στην έρευνα, να επικυρωθούν τα εργαλεία και οι τεχνικές συνθετικής δημιουργίας και να προωθηθεί η ευαισθητοποίηση της ερευνητικής κοινότητας και της κοινότητας πληροφορικής στον τομέα της υγείας.

## Βιβλιογραφία

### Ξενόγλωσση

- Abowd, J. M., & Lane, J. (2004). New Approaches to Confidentiality Protection: Synthetic Data, Remote Access and Research Data Centers. *Lecture Notes in Computer Science*, 282–289. [https://doi.org/10.1007/978-3-540-25955-8\\_22](https://doi.org/10.1007/978-3-540-25955-8_22)
- Abowd, J. M., & Woodcock, S. D. (2004). Multiply-Imputing Confidential Characteristics and File Links in Longitudinal Linked Data. *Lecture Notes in Computer Science*, 290–297. [https://doi.org/10.1007/978-3-540-25955-8\\_23](https://doi.org/10.1007/978-3-540-25955-8_23)
- Abowd, J., Stinson, M., & Benedetto, G. (2006). Final report to the Social Security Administration on the SIPP/SSA/IRS public use file project.
- Alur, R., Laine, L., Li, D., Raghavan, M., Shah, D., & Shung, D. (2023). Auditing for Human Expertise. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 36, 79439–79468. [https://proceedings.neurips.cc/paper\\_files/paper/2023/hash/fb44a668c2d4bc984e9d6ca261262cbb-Abstract-Conference.html](https://proceedings.neurips.cc/paper_files/paper/2023/hash/fb44a668c2d4bc984e9d6ca261262cbb-Abstract-Conference.html)
- Amann, J., Blasimme, A., Vayena, E., Frey, D., & Madai, V. I. (2020). Explainability for artificial intelligence in healthcare: a multidisciplinary perspective. *BMC Medical Informatics and Decision Making*, 20(1).
- Amirrajab, S., Samaneh Abbasi-Sureshjani, Khalil, Y. A., Lorenz, C., Weese, J., Pluim, J., & Breeuwer, M. (2020). XCAT-GAN for Synthesizing 3D Consistent Labeled Cardiac MR Images on Anatomically Variable XCAT Phantoms. *Lecture Notes in Computer Science*, 128–137. [https://doi.org/10.1007/978-3-030-59719-1\\_13](https://doi.org/10.1007/978-3-030-59719-1_13)
- Anderson, J. L., & Morrow, D. A. (2017). Acute Myocardial Infarction. *New England Journal of Medicine*, 376(21), 2053–2064. <https://doi.org/10.1056/nejmra1606915>
- Armanious, K., Jiang, C., Fischer, M., Küstner, T., Hepp, T., Nikolaou, K., Gatidis, S., & Yang, B. (2020). MedGAN: Medical image translation using GANs. *Computerized Medical Imaging and Graphics*, 79, 101684. <https://doi.org/10.1016/j.compmedimag.2019.101684>
- Arora, A., & Arora, A. (2022). Synthetic patient data in health care: a widening legal loophole. *The Lancet*, 399(10335), 1601–1602. [https://doi.org/10.1016/S0140-6736\(22\)00232-X](https://doi.org/10.1016/S0140-6736(22)00232-X)

- Ashwin Machanavajjhala, Kifer, D., Abowd, J. M., Gehrke, J., & Lars Vilhuber. (2008). Privacy: Theory meets Practice on the Map. *2008 IEEE 24th International Conference on Data Engineering*. <https://doi.org/10.1109/icde.2008.4497436>
- Ba, Y., Wang, Z., Kerim Doruk Karınca, Oyku Deniz Bozkurt, & Achuta Kadambi. (2022). *Style Transfer with Bio-realistic Appearance Manipulation for Skin-tone Inclusive rPPG*. <https://doi.org/10.1109/iccp54855.2022.9887649>
- Bao, E., Xiao, X., Zhao, J., Zhang, D., & Ding, B. (2021). Synthetic data generation with differential privacy via Bayesian networks. *Journal of Privacy and Confidentiality*.
- Bates, A. G., Spakulová, I., Dove, I., & Meador, A. (2019). ONS methodology working paper series number 16—Synthetic data pilot. UK Office of National Statistics.
- Benedetto, G., Stanley, J. C., & Totty, E. (2018). The creation and use of the SIPP synthetic Beta v7. 0. US Census Bureau.
- Beran, R. (1977). Minimum Hellinger Distance Estimates for Parametric Models. *The Annals of Statistics*, 5(3), 445–463. JSTOR. <https://doi.org/10.2307/2958896>
- Billot, B., Greve, D. N., Puonti, O., Thielscher, A., Van Leemput, K., Fischl, B., Dalca, A. V., & Iglesias, J. E. (2023). SynthSeg: Segmentation of brain MRI scans of any contrast and resolution without retraining. *Medical Image Analysis*, 86, 102789. <https://doi.org/10.1016/j.media.2023.102789>
- Bonnéry, D., Feng, Y., Henneberger, A. K., Johnson, T. L., Lachowicz, M., Rose, B. A., Shaw, T., Stapleton, L. M., Woolley, M. E., & Zheng, Y. (2019). The Promise and Limitations of Synthetic Data as a Strategy to Expand Access to State-Level Multi-Agency Longitudinal Data. *Journal of Research on Educational Effectiveness*, 12(4), 616–647. <https://doi.org/10.1080/19345747.2019.1631421>
- Bormate, A. B., Leboit, P. E., & McCalmont, T. H. (2008). Perifollicular Xanthomatosis as the Hallmark of Axillary Fox-Fordyce Disease. *Archives of Dermatology*, 144(8). <https://doi.org/10.1001/archinternmed.2008.3>
- Bowen, C. M., Bryant, V., Burman, L., Surachai Khitatrakun, McClelland, R., Stallworth, P., Ueyama, K., & Williams, A. R. (2020). A Synthetic Supplemental Public Use File of Low-Income Information Return Data: Methodology, Utility, and Privacy Implications. *Lecture Notes in Computer Science*, 257–270. [https://doi.org/10.1007/978-3-030-57521-2\\_18](https://doi.org/10.1007/978-3-030-57521-2_18)

- Brauneck, A., Schmalhorst, L., Majdabadi, M. M. K., Bakhtiari, M., Völker, U., Baumbach, J., Baumbach, L., & Buchholtz, G. (2023). Federated Machine Learning, Privacy-Enhancing Technologies, and Data Protection Laws in Medical Research: Scoping Review. *Journal of Medical Internet Research*, 25(1), e41588. <https://doi.org/10.2196/41588>
- Breiman, L. (2001). Random Forests. *Machine Learning*, 45(1), 5–32. <https://doi.org/10.1023/a:1010933404324>
- Breugel, van, Kyono, T., Berrevoets, J., & van. (2021). DECAF: Generating Fair Synthetic Data Using Causally-Aware Generative Networks. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 34, 22221–22233. <https://proceedings.neurips.cc/paper/2021/hash/ba9fab001f67381e56e410575874d967-Abstract.html>
- Calcraft, P., Thomas, I., Maglicic, M., & Sutherland, A. (2021). *Accelerating public policy research with synthetic data [Internet]*.
- Camino, R., Hammerschmidt, C., & State, R. (2018). *Generating Multi-Categorical Samples with Generative Adversarial Networks*. ArXiv.org. <https://arxiv.org/abs/1807.01202>
- Carmona, R., & Delarue, F. (2018). Probabilistic Theory of Mean Field Games with Applications II. In *Probability Theory and Stochastic Modelling*. Springer International Publishing. <https://doi.org/10.1007/978-3-319-56436-4>
- Chen, G., Qiao, L., Shi, Y., Peng, P., Li, J., Huang, T., Pu, S., & Tian, Y. (2020). Learning Open Set Network with Discriminative Reciprocal Points. *Lecture Notes in Computer Science*, 507–522. [https://doi.org/10.1007/978-3-030-58580-8\\_30](https://doi.org/10.1007/978-3-030-58580-8_30)
- Chen, R. J., Lu, M. Y., Chen, T. Y., Williamson, D. F. K., & Mahmood, F. (2021). Synthetic data in machine learning for medicine and healthcare. *Nature Biomedical Engineering*, 5(6), 493–497. <https://doi.org/10.1038/s41551-021-00751-8>
- Chen, T., & Guestrin, C. (2016). XGBoost: a Scalable Tree Boosting System. *Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining - KDD '16*, 1(1), 785–794. <https://doi.org/10.1145/2939672.2939785>
- Cheng, W., Lian, W., & Tian, J. (2022). Building the hospital intelligent twins for all-scenario intelligence health care. *DIGITAL HEALTH*, 8, 205520762211078. <https://doi.org/10.1177/20552076221107894>
- Choi, E., Siddharth Biswal, Malin, B., Duke, J., Stewart, W. F., & Sun, J. (2017). Generating Multi-label Discrete Patient Records using Generative Adversarial Networks. *PMLR*, 286–305. <http://proceedings.mlr.press/v68/choi17a>

- Chow, C., & Liu, C. (1968). Approximating discrete probability distributions with dependence trees. *IEEE Transactions on Information Theory*, 14(3), 462–467. <https://doi.org/10.1109/TIT.1968.1054142>
- Cockrell, C., Schobel-McHugh, S., Lisboa, F., Yoram Vodovotz, & An, G. (2022). Generating synthetic data with a mechanism-based Critical Illness Digital Twin: Demonstration for Post Traumatic Acute Respiratory Distress Syndrome. *BioRxiv (Cold Spring Harbor Laboratory)*. <https://doi.org/10.1101/2022.11.22.517524>
- Cole, M. D. (2024). International · AI Regulation and Governance on a Global Scale: An Overview of International, Regional and National Instruments. *Journal of AI Law and Regulation*, 1(1), 126–142. <https://doi.org/10.21552/aire/2024/1/16>
- Colonna, L. (2025). *Data Protection, Privacy and Artificial Intelligence, Volume 17*. Google Books. <https://books.google.com/books?hl=en&lr=&id=KWZcEQAAQBAJ&oi=fnd&pg=PA77&dq=COMMISSION+STAFF+WORKING+DOCUMENT+IMPACT+ASSESSMENT>
- Commission Assessment, I. (2008). Commission Staff Working Document. The Support of Electricity From.
- Coopers, P. W. (2013). Socio-economic impact of mHealth: an assessment report for the European Union. Pricewaterhouse Coopers.
- Courtois, M., Alexandre Filiot, & Gregoire Ficheur. (2021). Distribution-Based Similarity Measures Applied to Laboratory Results Matching. *Studies in Health Technology and Informatics*. <https://doi.org/10.3233/shti210823>
- Dalibor Stanimirović, & Zaletel, M. (2023). *Health and Care Data*.
- Dankar, F. K., Ibrahim, M. K., & Ismail, L. (2022). A Multi-Dimensional Evaluation of Synthetic Data Generators. *IEEE Access*, 10, 11147–11158. <https://doi.org/10.1109/access.2022.3144765>
- Dave, M., & Patel, N. (2023). Artificial intelligence in healthcare and education. *British Dental Journal*, 234(10), 761–764. <https://doi.org/10.1038/s41415-023-5845-2>
- Davis, P., Lay-Yee, R., & Pearson, J. (2010). Using micro-simulation to create a synthesised data set and test policy options: The case of health service effects under demographic ageing. *Health Policy*, 97(2-3), 267–274. <https://doi.org/10.1016/j.healthpol.2010.05.014>

- de Wolf, P. P. (2015). Public use files of EU-SILC and EU-LFS data. Joint UNECE/Eurostat Work Session on Statistical Data Confidentiality, Helsinki, Finland, 1-10.
- Devansh Arpit, Stanisław Jastrzębski, Ballas, N., Krueger, D., Bengio, E., Kanwal, M. S., Maharaj, T., Fischer, A., Courville, A., Yoshua Bengio, & Lacoste-Julien, S. (2017). A Closer Look at Memorization in Deep Networks. *PMLR*, 233–242. <https://proceedings.mlr.press/v70/arpit17a>
- Dobrev, D. (2012). *A Definition of Artificial Intelligence*. ArXiv.org. <https://arxiv.org/abs/1210.1568>
- Doshi, J. A., Hendrick, F. B., Graff, J. S., & Stuart, B. C. (2016). Data, Data Everywhere, But Access Remains a Big Issue for Researchers: A Review of Access Policies for Publicly-Funded Patient-level Health Care Data in the United States. *EGEMs (Generating Evidence & Methods to Improve Patient Outcomes)*, 4(2), 8. <https://doi.org/10.13063/2327-9214.1204>
- Dou, H., Zhang, W., Zhang, P., Zhao, Y., Li, S., Qin, Z., Wu, F., Dong, L., & Li, X. (2021). *VersatileGait: A Large-Scale Synthetic Gait Dataset with Fine-Grained Attributes and Complicated Scenarios*. ArXiv.org. <https://arxiv.org/abs/2101.01394>
- Drechsler, J. (2012). New data dissemination approaches in old Europe – synthetic datasets for a German establishment survey. *Journal of Applied Statistics*, 39(2), 243–265. <https://doi.org/10.1080/02664763.2011.584523>
- Drechsler, J. (2018). Some Clarifications Regarding Fully Synthetic Data. *Lecture Notes in Computer Science*, 109–121. [https://doi.org/10.1007/978-3-319-99771-1\\_8](https://doi.org/10.1007/978-3-319-99771-1_8)
- Drechsler, J., & Anna-Carolina Haensch. (2024). 30 Years of Synthetic Data. *Statistical Science*, 39(2). <https://doi.org/10.1214/24-sts927>
- Dube, K., & Gallagher, T. (2014). Approach and Method for Generating Realistic Synthetic Electronic Healthcare Records for Secondary Use. *Lecture Notes in Computer Science*, 69–86. [https://doi.org/10.1007/978-3-642-53956-5\\_6](https://doi.org/10.1007/978-3-642-53956-5_6)
- Dunson, D. B., & Xing, C. (2009). Nonparametric Bayes Modeling of Multivariate Categorical Data. *Journal of the American Statistical Association*, 104(487), 1042–1051. <https://doi.org/10.1198/jasa.2009.tm08439>
- Dwork, C. (2006). Differential Privacy. *Automata, Languages and Programming*, 4052, 1–12. [https://doi.org/10.1007/11787006\\_1](https://doi.org/10.1007/11787006_1)
- Dwork, C., & Roth, A. (2014). The Algorithmic Foundations of Differential Privacy. *Foundations and Trends® in Theoretical Computer Science*, 9(3-4), 211–407. <https://doi.org/10.1561/04000000042>

- Dwork, C., Kohli, N., & Mulligan, D. (2019). Differential Privacy in Practice: Expose your Epsilons! *Journal of Privacy and Confidentiality*, 9(2).  
<https://doi.org/10.29012/jpc.689>
- Dwork, C., McSherry, F., Nissim, K., & Smith, A. (2006). Calibrating Noise to Sensitivity in Private Data Analysis. *Theory of Cryptography*, 265–284.  
[https://doi.org/10.1007/11681878\\_14](https://doi.org/10.1007/11681878_14)
- El Emam, K. (2020). Seven Ways to Evaluate the Utility of Synthetic Data. *IEEE Security & Privacy*, 18(4), 56–59. <https://doi.org/10.1109/msec.2020.2992821>
- El Kababji, S., Mitsakakis, N., Fang, X., Beltran-Bless, A. A., Pond, G., Vandermeer, L., ... & El Emam, K. (2023). Evaluating the utility and privacy of synthetic breast cancer clinical trial data sets. *JCO clinical cancer informatics*, 7, e2300116.
- Endres, M., Asha Mannarapotta Venugopal, & Tran, T. (2022). *Synthetic Data Generation: A Comparative Study*. <https://doi.org/10.1145/3548785.3548793>
- Espinosa, E., & Figueira, A. (2023). On the Quality of Synthetic Generated Tabular Data. *Mathematics*, 11(15), 3278–3278. <https://doi.org/10.3390/math11153278>
- Feldman, M., Friedler, S. A., Moeller, J., Scheidegger, C., & Venkatasubramanian, S. (2015). Certifying and Removing Disparate Impact. *Proceedings of the 21th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*.  
<https://doi.org/10.1145/2783258.2783311>
- Foraker, R. E., Yu, S. C., Gupta, A., Michelson, A. P., Pineda Soto, J. A., Colvin, R., Loh, F., Kollef, M. H., Maddox, T., Evanoff, B., Dror, H., Zamstein, N., Lai, A. M., & Payne, P. R. O. (2020). Spot the difference: comparing results of analyses from real patient data and synthetic derivatives. *JAMIA Open*, 3(4), 557–566.  
<https://doi.org/10.1093/jamiaopen/ooaa060>
- Frid-Adar, M., Diamant, I., Klang, E., Amitai, M., Goldberger, J., & Greenspan, H. (2018). GAN-based synthetic medical image augmentation for increased CNN performance in liver lesion classification. *Neurocomputing*, 321, 321–331.  
<https://doi.org/10.1016/j.neucom.2018.09.013>
- Ghaffar Nia, N., Kaplanoglu, E., & Nasab, A. (2023). Evaluation of artificial intelligence techniques in disease diagnosis and prediction. *Discover Artificial Intelligence*, 3(1).  
<https://doi.org/10.1007/s44163-023-00049-5>
- Ghorbani, A., Natarajan, V., Coz, D., & Liu, Y. (2020, April 30). *DermGAN: Synthetic Generation of Clinical Skin Images with Pathology*. Proceedings.mlr.press; PMLR.  
<https://proceedings.mlr.press/v116/ghorbani20a.html>

- Giuffrè, M., & Shung, D. L. (2023). Harnessing the power of synthetic data in healthcare: innovation, application, and privacy. *Npj Digital Medicine*, 6(1), 1–8.  
<https://doi.org/10.1038/s41746-023-00927-3>
- Goldstein, R., Henneberger, A., Woolley, M., Stapleton, L., Bonnéry, D., Lachowicz, M., Shaw, T., Rose, B., Johnson, T., & Feng, Y. (2020). *Submitted by: Maryland Longitudinal Data System Center Expanding MLDS Data Access and Research Capacity with Synthetic Data Sets*.  
<https://mldscenter.maryland.gov/internal/egov/Publications/ResearchReports/SDPReportFINAL.pdf>
- Goncalves, A., Ray, P., Soper, B., Stevens, J., Coyle, L., & Sales, A. P. (2020). Generation and evaluation of synthetic patient data. *BMC Medical Research Methodology*, 20(1).  
<https://doi.org/10.1186/s12874-020-00977-1>
- Goncalves, A., Ray, P., Soper, B., Stevens, J., Coyle, L., & Sales, A. P. (2020). Generation and evaluation of synthetic patient data. *BMC Medical Research Methodology*, 20(1).  
<https://doi.org/10.1186/s12874-020-00977-1>
- Gonzales, A., Guruswamy, G., & Smith, S. R. (2023). Synthetic data in health care: A narrative review. *PLOS Digital Health*, 2(1), e0000082.  
<https://doi.org/10.1371/journal.pdig.0000082>
- Goodfellow, I. J., Pouget-Abadie, J., Mirza, M., Xu, B., Warde-Farley, D., Ozair, S., Courville, A., & Bengio, Y. (2014). Generative Adversarial Nets. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 27.  
[https://proceedings.neurips.cc/paper\\_files/paper/2014/hash/f033ed80deb0234979a61f95710dbe25-Abstract.html](https://proceedings.neurips.cc/paper_files/paper/2014/hash/f033ed80deb0234979a61f95710dbe25-Abstract.html)
- Grewal, D. S. (2014). A Critical Conceptual Analysis of Definitions of Artificial Intelligence as Applicable to Computer Engineering. *IOSR Journal of Computer Engineering*, 16(2), 9–13. [https://professionalismvalue.org/wp-content/uploads/2021/02/A\\_Critical\\_Conceptual\\_Analysis\\_of\\_Definitions\\_of\\_Artificial\\_Intelligence\\_as\\_Applicable\\_to\\_Computer\\_Engineering.pdf](https://professionalismvalue.org/wp-content/uploads/2021/02/A_Critical_Conceptual_Analysis_of_Definitions_of_Artificial_Intelligence_as_Applicable_to_Computer_Engineering.pdf)
- Haleem, A., Javaid, M., & Khan, I. H. (2019). Current status and applications of Artificial Intelligence (AI) in medical field: An overview. *Current Medicine Research and Practice*, 9(6), 231–237. <https://doi.org/10.1016/j.cmrp.2019.11.005>
- Hatherley, J., Sparrow, R., & Howard, M. (2022). The Virtues of Interpretable Medical Artificial Intelligence. *Cambridge Quarterly of Healthcare Ethics*, 1–10.  
<https://doi.org/10.1017/s0963180122000305>

- Hawala, S., & Gov, U. (2008). *Producing Partially Synthetic Data to Avoid Disclosure*.  
<http://www.asasrms.org/Proceedings/y2008/Files/301018.pdf>
- Helm, J. M., Swiergosz, A. M., Haeberle, H. S., Karnuta, J. M., Schaffer, J. L., Krebs, V. E., Spitzer, A. I., & Ramkumar, P. N. (2020). Machine Learning and Artificial Intelligence: Definitions, Applications, and Future Directions. *Current Reviews in Musculoskeletal Medicine*, 13(1), 69–76. <https://doi.org/10.1007/s12178-020-09600-8>
- Henriksen-Bulmer, J., & Jeary, S. (2016). Re-identification attacks—A systematic literature review. *International Journal of Information Management*, 36(6), 1184–1192. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2016.08.002>
- Hinson, J. S., Ehmann, M. R., Fine, D. M., Fishman, E. K., Toerper, M. F., Rothman, R. E., & Klein, E. Y. (2017). Risk of Acute Kidney Injury After Intravenous Contrast Media Administration. *Annals of Emergency Medicine*, 69(5), 577-586.e4. <https://doi.org/10.1016/j.annemergmed.2016.11.021>
- Hong, J. S., Wasden, C., & Han, D. H. (2021). Introduction of digital therapeutics. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 209, 106319. <https://doi.org/10.1016/j.cmpb.2021.106319>
- Hu, J., Reiter, J. P., & Wang, Q. (2018). Dirichlet Process Mixture Models for Modeling and Generating Synthetic Versions of Nested Categorical Data. *Bayesian Analysis*, 13(1), 183–200. <https://doi.org/10.1214/16-ba1047>
- Hu, J., Savitsky, T. D., & Williams, M. R. (2022). Risk-efficient Bayesian data synthesis for privacy protection. *Journal of Survey Statistics and Methodology*, 10(5), 1370-1399.
- Irene, N. C. (2020). Who Is This Explanation for? Human Intelligence and Knowledge Graphs for eXplainable AI. *Studies on the Semantic Web*. <https://doi.org/10.3233/ssw200024>
- Ive, J., Viani, N., Kam, J., Yin, L., Verma, S., Puntis, S., Cardinal, R. N., Roberts, A., Stewart, R., & Velupillai, S. (2020). Generation and evaluation of artificial mental health records for Natural Language Processing. *Npj Digital Medicine*, 3(1), 1–9. <https://doi.org/10.1038/s41746-020-0267-x>
- Ive, J., Viani, N., Kam, J., Yin, L., Verma, S., Puntis, S., Cardinal, R. N., Roberts, A., Stewart, R., & Velupillai, S. (2020). Generation and evaluation of artificial mental health records for Natural Language Processing. *Npj Digital Medicine*, 3(1), 1–9. <https://doi.org/10.1038/s41746-020-0267-x>

- Jiang, Y., Chen, H., Loew, M., & Ko, H. (2021). COVID-19 CT Image Synthesis With a Conditional Generative Adversarial Network. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, 25(2), 441–452. <https://doi.org/10.1109/JBHI.2020.3042523>
- Jordon, J., Jarrett, D., Evgeny Saveliev, Yoon, J., Elbers, P., Thorat, P., Ercole, A., Zhang, C., Belgrave, D., & van. (2021). Hide-and-Seek Privacy Challenge: Synthetic Data Generation vs. Patient Re-identification. *PMLR*, 206–215. <https://proceedings.mlr.press/v133/jordon21a>
- Jordon, J., Szpruch, L., Houssiau, F., Bottarelli, M., Cherubin, G., Maple, C., Cohen, S. N., & Weller, A. (2022). Synthetic Data -- what, why and how? *ArXiv:2205.03257 [Cs]*. <https://arxiv.org/abs/2205.03257>
- Jordon, J., Yoon, J., & van. (2019). *PATE-GAN: Generating Synthetic Data with Differential Privacy Guarantees*. Openreview.net. [https://openreview.net/forum?id=S1zk9iRqF7&utm\\_source=Securitylab.ru](https://openreview.net/forum?id=S1zk9iRqF7&utm_source=Securitylab.ru)
- Joshi, I., Grimmer, M., Rathgeb, C., Busch, C., Francois Bremond, & Antitza Dantcheva. (2024). Synthetic Data in Human Analysis: A Survey. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1–20. <https://doi.org/10.1109/tpami.2024.3362821>
- Josip Djolonga, Lucic, M., Cuturi, M., Olivier Bachem, Bousquet, O., & Gelly, S. (2020). Precision-Recall Curves Using Information Divergence Frontiers. *PMLR*, 2550–2559. <https://proceedings.mlr.press/v108/djolonga20a.html>
- Keegan, A., & TIDESWELL, A. (2013). Enabling learners to discover real stories in official statistics with a new synthetic unit record file of the New Zealand Income Survey 2011. Contributed paper to satellite: Statistics education for progress: Youth and official statistics.
- Kennickell, A. B. (1997). Multiple imputation and disclosure protection: The case of the 1995 Survey of Consumer Finances. *Record Linkage Techniques*, 1997, 248-267.
- Kentikelenis, A., Karanikolos, M., Papanicolas, I., Basu, S., McKee, M., & Stuckler, D. (2011). Health effects of financial crisis: omens of a Greek tragedy. *The Lancet*, 378(9801), 1457–1458. [https://doi.org/10.1016/s0140-6736\(11\)61556-0](https://doi.org/10.1016/s0140-6736(11)61556-0)
- Kickbusch, I., & Behrendt, T. (2013). Implementing a health 2020 vision: governance for health in the 21st century: making it happen.

- Kinney, S. K., Reiter, J. P., & Miranda, J. (2014). SynLBD 2.0: Improving the synthetic Longitudinal Business Database. *Statistical Journal of the IAOS*, 30(2), 129–135. <https://doi.org/10.3233/sji-140808>
- Koivu, A., Sairanen, M., Airola, A., & Pahikkala, T. (2020). Synthetic minority oversampling of vital statistics data with generative adversarial networks. *Journal of the American Medical Informatics Association*, 27(11), 1667–1674. <https://doi.org/10.1093/jamia/ocaa127>
- Kokosi, T., De Stavola, B., Mitra, R., Frayling, L., Doherty, A., Dove, I., Sonnenberg, P., & Harron, K. (2022). An overview on synthetic administrative data for research. *International Journal of Population Data Science*, 7(1). <https://doi.org/10.23889/ijpds.v7i1.1727>
- H. van Kolfschooten, & J. van Oirschot (2024). The EU Artificial Intelligence Act (2024): Implications for healthcare. *Health Policy*, 149, 105152–105152. <https://doi.org/10.1016/j.healthpol.2024.105152>
- Kongkaew, C., Hann, M., Mandal, J., Williams, S. D., Metcalfe, D., Noyce, P. R., & Ashcroft, D. M. (2013). Risk Factors for Hospital Admissions Associated with Adverse Drug Events. *Pharmacotherapy: The Journal of Human Pharmacology and Drug Therapy*, 33(8), 827–837. <https://doi.org/10.1002/phar.1287>
- Kwankam, S. (2004). Special Theme -Bridging the Know-Do Gap in Global Health What e-Health can offer. *Bulletin of the World Health Organization*, 82(10). <https://www.scielosp.org/pdf/bwho/v82n10/v82n10a21.pdf>
- Laderas, T., Vasilevsky, N., Pederson, B., Haendel, M., McWeeney, S., & Dorr, D. A. (2017). *Teaching data science fundamentals through realistic synthetic clinical cardiovascular data*. <https://doi.org/10.1101/232611>
- Lai, V., Carton, S., Bhatnagar, R., Liao, Q. V., Zhang, Y., & Tan, C. (2022). Human-AI Collaboration via Conditional Delegation: A Case Study of Content Moderation. *CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*. <https://doi.org/10.1145/3491102.3501999>
- Langlotz, C. P. (2019). Will Artificial Intelligence Replace Radiologists? *Radiology: Artificial Intelligence*, 1(3), e190058. <https://doi.org/10.1148/ryai.2019190058>
- Lee, P. (2025). Synthetic Data and the Future of AI. *Cornell L. Rev.*, 110, 1.
- Lenatti, M., Paglialonga, A., Orani, V., Ferretti, M., & Mongelli, M. (2023). Characterization of Synthetic Health Data Using Rule-Based Artificial Intelligence Models. *IEEE*

- Journal of Biomedical and Health Informatics*, 1–9.  
<https://doi.org/10.1109/jbhi.2023.3236722>
- Levenstein, M. C., Allison, T., & Bleckman, D. (2018). The Researcher Passport: Improving Data Access and Confidentiality Protection. *Umich.edu*.  
<https://hdl.handle.net/2027.42/143808>
- Li, Z., Zhu, H., Lu, Z., & Yin, M. (2023, October 12). *Synthetic Data Generation with Large Language Models for Text Classification: Potential and Limitations*. ArXiv.org.  
<https://doi.org/10.48550/arXiv.2310.07849>
- Little, R. J. (1993). *Statistical analysis of masked data*. *Journal of Official statistics*, 9(2), 407. Proquest.com.  
<https://search.proquest.com/openview/970596f2406469cc1d5edae5d4d0d890/1?pq-origsite=gscholar&cbl=105444>
- Little, R. J., & Raghunathan, T. (1997). Should imputation of missing data condition on all observed variables. In *Proceedings of the Section on Survey Research Methods* (pp. 617-622). Alexandria: American Statistical Association.
- Lone, A. H., & Mir, R. N. (2019). Forensic-chain: Blockchain based digital forensics chain of custody with PoC in Hyperledger Composer. *Digital Investigation*, 28, 44–55.  
<https://doi.org/10.1016/j.diin.2019.01.002>
- Loong, B., & Rubin, D. B. (2017). Multiply-Imputed Synthetic Data: Advice to the Imputer. *Journal of Official Statistics*, 33(4), 1005–1019. <https://doi.org/10.1515/jos-2017-0047>
- Ma, C., Li, J., Ding, M., Liu, B., Wei, K., Weng, J., & Poor, H. V. (2023). RDP-GAN: A Rényi-Differential Privacy Based Generative Adversarial Network. *IEEE Transactions on Dependable and Secure Computing*, 1–15.  
<https://doi.org/10.1109/tdsc.2022.3233580>
- Maalouf, M. (2011). Logistic regression in data analysis: an overview. *International Journal of Data Analysis Techniques and Strategies*, 3(3), 281.  
<https://doi.org/10.1504/ijdates.2011.041335>
- Maibaum, A., Bischof, A., Hergesell, J., & Lipp, B. (2021). A critique of robotics in health care. *AI & SOCIETY*, 37. <https://doi.org/10.1007/s00146-021-01206-z>
- Manne, R., & Kantheti, S. C. (2021, April 24). *Application of Artificial Intelligence in Healthcare: Chances and Challenges*. Papers.ssrn.com.  
[https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract\\_id=4393347](https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=4393347)

- Matthews, G. J., & Harel, O. (2011). Data confidentiality: A review of methods for statistical disclosure limitation and methods for assessing privacy. *Statistics Surveys*, 5(0), 1–29. <https://doi.org/10.1214/11-ss074>
- Matthias Templ, Meindl, B., Kowarik, A., & Olivier Dupriez. (2017). Simulation of Synthetic Complex Data: The R Package **simPop**. *Journal of Statistical Software*, 79(10). <https://doi.org/10.18637/jss.v079.i10>
- McDuff, D. (2022). Camera Measurement of Physiological Vital Signs. *ACM Computing Surveys*. <https://doi.org/10.1145/3558518>
- McDuff, D., Curran, T., & Kadambi, A. (2023). Synthetic Data in Healthcare. *ArXiv:2304.03243 [Cs, Stat]*. <https://arxiv.org/abs/2304.03243>
- McNamara, R. L., Wang, Y., Herrin, J., Curtis, J. P., Bradley, E. H., Magid, D. J., Peterson, E. D., Blaney, M., Frederick, P. D., & Krumholz, H. M. (2006). Effect of Door-to-Balloon Time on Mortality in Patients With ST-Segment Elevation Myocardial Infarction. *Journal of the American College of Cardiology*, 47(11), 2180–2186. <https://doi.org/10.1016/j.jacc.2005.12.072>
- McSharry, P. E., Clifford, G. D., Tarassenko, L., & Smith, L. A. (2003). A dynamical model for generating synthetic electrocardiogram signals. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 50(3), 289–294. <https://doi.org/10.1109/tbme.2003.808805>
- Mehran, R., & Nikolsky, E. (2006). Contrast-induced nephropathy: Definition, epidemiology, and patients at risk. *Kidney International*, 69, S11–S15. <https://doi.org/10.1038/sj.ki.5000368>
- Mendelevitch, O., & Lesh, M. D. (2021). *Fidelity and Privacy of Synthetic Medical Data*. ArXiv.org. <https://arxiv.org/abs/2101.08658>
- Mendelevitch, O., & Lesh, M. D. (2021). *Fidelity and Privacy of Synthetic Medical Data*. ArXiv.org. <https://arxiv.org/abs/2101.08658>
- Menze, B. H., Jakab, A., Bauer, S., Kalpathy-Cramer, J., Farahani, K., Kirby, J., Burren, Y., Porz, N., Slotboom, J., Wiest, R., Lanczi, L., Gerstner, E., Weber, M.-A., Arbel, T., Avants, B. B., Ayache, N., Buendia, P., Collins, D. L., Cordier, N., & Corso, J. J. (2015). The Multimodal Brain Tumor Image Segmentation Benchmark (BRATS). *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 34(10), 1993–2024. <https://doi.org/10.1109/tmi.2014.2377694>
- Moller, F., Botache, D., Huseljic, D., Heidecker, F., Maarten Bieshaar, & Sick, B. (2021). Out-of-distribution Detection and Generation using Soft Brownian Offset Sampling and Autoencoders. *2022 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern*

*Recognition Workshops (CVPRW)*, 46–55.

<https://doi.org/10.1109/cvprw53098.2021.00014>

Molnar, C. (2020). *Interpretable machine learning*. Lulu. com.

Mossialos, E., Mrazek, M., & Walley, T. (2004). EBOOK: *Regulating Pharmaceuticals in Europe: Striving for Efficiency, Equity and Quality*. McGraw-hill education (UK).

Naeem, M. F., Oh, S. J., Uh, Y., Choi, Y., & Yoo, J. (2020, November 21). *Reliable Fidelity and Diversity Metrics for Generative Models*. Proceedings.mlr.press; PMLR.

<https://proceedings.mlr.press/v119/naeem20a.html>

Nallamotheu, B. K., Normand, S.-L. T., Wang, Y., Hofer, T. P., Brush, J. E., Messenger, J. C., Bradley, E. H., Rumsfeld, J. S., & Krumholz, H. M. (2015). Relation between door-to-balloon times and mortality after primary percutaneous coronary intervention over time: a retrospective study. *The Lancet*, 385(9973), 1114–1122.

[https://doi.org/10.1016/s0140-6736\(14\)61932-2](https://doi.org/10.1016/s0140-6736(14)61932-2)

Ngufor, C., Van Houten, H., Caffo, B. S., Shah, N. D., & McCoy, R. G. (2019). Mixed effect machine learning: A framework for predicting longitudinal change in hemoglobin A1c. *Journal of Biomedical Informatics*, 89, 56–67.

<https://doi.org/10.1016/j.jbi.2018.09.001>

NICHOLSON CONSULTING & KOTATA INSIGHT. (2021). *He Ara Poutama Mo te reo Maori Technical report*.

Nikolinakos, N. Th. (2024). Assessing the Most Important Safety and Liability Aspects of Artificial Intelligence, Internet of Things and Robotics: 2019 and 2020. *Law, Governance and Technology Series*, 129–220. [https://doi.org/10.1007/978-3-031-67969-8\\_4](https://doi.org/10.1007/978-3-031-67969-8_4)

Nikos Th. Nikolinakos. (2023). A European Approach to Excellence and Trust: The 2020 White Paper on Artificial Intelligence. *Law, Governance and Technology Series*, 211–280. [https://doi.org/10.1007/978-3-031-27953-9\\_5](https://doi.org/10.1007/978-3-031-27953-9_5)

Norori, N., Hu, Q., Aellen, F. M., Faraci, F. D., & Tzovara, A. (2021). Addressing bias in big data and AI for health care: A call for open science. *Patterns*, 2(10), 100347.

<https://doi.org/10.1016/j.patter.2021.100347>

Nowok, B., Raab, G. M., & Dibben, C. (2016). synthpop: Bespoke Creation of Synthetic Data in R. *Journal of Statistical Software*, 74, 1–26.

<https://doi.org/10.18637/jss.v074.i11>

- Nowok, B., Raab, G. M., & Dibben, C. (2017). Providing bespoke synthetic data for the UK Longitudinal Studies and other sensitive data with the synthpop package for R1. *Statistical Journal of the IAOS*, 33(3), 785–796. <https://doi.org/10.3233/sji-150153>
- OECD. (2019). *Recommendation of the Council on Artificial Intelligence*. Oecd.org. <https://legalinstruments.oecd.org/en/instruments/OECD-LEGAL-0449>
- Organisation for Economic Co-operation and Development. (2013). Strengthening health information infrastructure for health care quality governance: good practices, new opportunities and data privacy protection challenges. OECD Publishing.
- Paruchuri, A., Liu, X., Pan, Y., Patel, S., McDuff, D., & Sengupta, S. (2024). Motion matters: Neural motion transfer for better camera physiological measurement. In Proceedings of the IEEE/CVF Winter Conference on Applications of Computer Vision (pp. 5933-5942)
- Patel, J., & Bhatt, N. (2017). Review of digital image forgery detection. *Int. J. Recent Innov. Trends Comput. Commun*, 5(7), 152-155.
- Peetso T. (2017). Addressing eHealth at the EU Level. *TELe-Health*, 115–122. [https://doi.org/10.1007/978-3-319-28661-7\\_9](https://doi.org/10.1007/978-3-319-28661-7_9)
- Pencina, M. J., Goldstein, B. A., & D’Agostino, R. B. (2020). Prediction Models — Development, Evaluation, and Clinical Application. *New England Journal of Medicine*, 382(17), 1583–1586. <https://doi.org/10.1056/nejmp2000589>
- Perez, L., & Wang, J. (2017). The Effectiveness of Data Augmentation in Image Classification using Deep Learning. *ArXiv:1712.04621 [Cs]*. <https://arxiv.org/abs/1712.04621>
- Pisapia, A., Banfi, G., & Tomaiuolo, R. (2022). The novelties of the regulation on health technology assessment, a key achievement for the European union health policies. *Clinical Chemistry and Laboratory Medicine (CCLM)*, 60(8), 1160–1163. <https://doi.org/10.1515/cclm-2022-0228>
- Prasanna Das, H., Tran, R., Singh, J., Yue, X., Tison, G., Sangiovanni-Vincentelli, A., & Spanos, C. J. (2022). Conditional Synthetic Data Generation for Robust Machine Learning Applications with Limited Pandemic Data. *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, 36(11), 11792–11800. <https://doi.org/10.1609/aaai.v36i11.21435>

- Quick, H., Holan, S. H., Wikle, C. K., & Reiter, J. P. (2015). Bayesian marked point process modeling for generating fully synthetic public use data with point-referenced geography. *Spatial Statistics*, *14*, 439–451.  
<https://doi.org/10.1016/j.spasta.2015.07.008>
- Quinn, P., Ellyne, E., & Yao, C. (2024). Will the GDPR Restrain Health Data Access Bodies Under the European Health Data Space (EHDS)? *Computer Law & Security Review*, *54*, 105993–105993. <https://doi.org/10.1016/j.clsr.2024.105993>
- R. Teerlink, J., Alburikan, K., Metra, M., & E. Rodgers, J. (2015). Acute Decompensated Heart Failure Update. *Current Cardiology Reviews*, *11*(1), 53–62.  
<https://www.ingentaconnect.com/content/ben/ccr/2015/00000011/00000001/art00010>
- Raab, G. M., Nowok, B., & Dibben, C. (2016). Practical Data Synthesis for Large Samples. *Journal of Privacy and Confidentiality*, *7*(3), 67–97.  
<https://doi.org/10.29012/jpc.v7i3.407>
- Raghunathan, T., Reiter, J., & Rubin, D. (2003). Multiple Imputation for Statistical Disclosure Limitation. *Journal of Official Statistics*, *19*(1), 1–16.  
<https://www2.stat.duke.edu/courses/Spring06/sta395/raghunathan2003.pdf>
- Rai, H.M., Dashkevych, S. and Yoo, J. (2024). Next-Generation Diagnostics: The Impact of Synthetic Data Generation on the Detection of Breast Cancer from Ultrasound Imaging. *Mathematics*, *12*(18), p.2808. doi:<https://doi.org/10.3390/math12182808>.
- Rajpurkar, P., Chen, E., Banerjee, O., & Topol, E. J. (2022). AI in Health and Medicine. *Nature Medicine*, *28*(1), 31–38. <https://doi.org/10.1038/s41591-021-01614-0>
- Reilly, J. B., & Berns, J. S. (2010). Selection and Dosing of Medications for Management of Diabetes in Patients with Advanced Kidney Disease. *Seminars in Dialysis*, *23*(2), 163–168. <https://doi.org/10.1111/j.1525-139x.2010.00703.x>
- Reiner Benaim, A., Almog, R., Gorelik, Y., Hochberg, I., Nassar, L., Mashiach, T., Khamaisi, M., Lurie, Y., Azzam, Z. S., Khoury, J., Kurnik, D., & Beyar, R. (2020). Analyzing Medical Research Results Based on Synthetic Data and Their Relation to Real Data Results: Systematic Comparison From Five Observational Studies. *JMIR Medical Informatics*, *8*(2), e16492. <https://doi.org/10.2196/16492>
- Reiter, J. P. (2003). Inference for partially synthetic, public use microdata sets. *Survey Methodology*, *29*(2), 181-188.
- Reiter, J. P. (2003). Inference for partially synthetic, public use microdata sets. *Survey Methodology*, *29*(2), 181-188.

- Reiter, J. P. (2005). Releasing multiply imputed, synthetic public use microdata: an illustration and empirical study. *Journal of the Royal Statistical Society: Series a (Statistics in Society)*, 168(1), 185–205. <https://doi.org/10.1111/j.1467-985x.2004.00343.x>
- Reiter, J. P., & Drechsler, J. (2010). RELEASING MULTIPLYIMPUTED SYNTHETIC DATA GENERATED IN TWO STAGES TO PROTECT CONFIDENTIALITY. *Statistica Sinica*, 20(1), 405–421. JSTOR. <https://doi.org/10.2307/24308998>
- Reiter, J., & Kinney, S. (2012). *Inferentially Valid, Partially Synthetic Data: Generating from Posterior Predictive Distributions not Necessary*. [https://biblioesp.gva.es/publicos/tpres/documentos/mig/docpdf\\_ingles/articulosrevista/jos/2012/28\\_04\\_reiter\\_kinney2012.pdf](https://biblioesp.gva.es/publicos/tpres/documentos/mig/docpdf_ingles/articulosrevista/jos/2012/28_04_reiter_kinney2012.pdf)
- Richardson, J. P., Smith, C., Curtis, S., Watson, S., Zhu, X., Barry, B., & Sharp, R. R. (2021). Patient Apprehensions about the Use of Artificial Intelligence in Healthcare. *Npj Digital Medicine*, 4(1), 1–6. <https://doi.org/10.1038/s41746-021-00509-1>
- Rong, G., Mendez, A., Bou Assi, E., Zhao, B., & Sawan, M. (2020). Artificial Intelligence in Healthcare: Review and Prediction Case Studies. *Engineering*, 6(3). <https://doi.org/10.1016/j.eng.2019.08.015>
- Rubin, D. B. (1987). Multiple Imputation for Nonresponse in Surveys. In D. B. Rubin (Ed.), *Wiley Series in Probability and Statistics*. John Wiley & Sons, Inc. <https://doi.org/10.1002/9780470316696>
- Rubin, D. B. (1993). *Statistical disclosure limitation*. *Journal of official Statistics*, 9(2), 461-468.
- Rubin, D. B. (1993). *Statistical disclosure limitation*. *Journal of official Statistics*, 9(2), 461-468.
- Sadiku, M. N., Shadare, A. E., & Musa, S. M. (2017). Digital chain of custody. *Int. J. Adv. Res. Comput. Sci. Softw. Eng*, 7(7), 117.
- Sakshaug, J. W., & Raghunathan, T. E. (2014). Generating synthetic data to produce public-use microdata for small geographic areas based on complex sample survey data with application to the National Health Interview Survey. *Journal of Applied Statistics*, 41(10), 2103–2122. <https://doi.org/10.1080/02664763.2014.909778>
- Sallier, K. (2020). Toward more user-centric data access solutions: Producing synthetic data of high analytical value by data synthesis1. *Statistical Journal of the IAOS*, 36(4), 1059–1066. <https://doi.org/10.3233/sji-200682>

- Sayadi, O., Shamsollahi, M. B., & Clifford, G. D. (2010). Synthetic ECG generation and Bayesian filtering using a Gaussian wave-based dynamical model. *Physiological Measurement*, 31(10), 1309–1329. <https://doi.org/10.1088/0967-3334/31/10/002>
- Shaheen, M. Y. (2021). Applications of artificial intelligence (AI) in healthcare: A review. *ScienceOpen Preprints*, 1(1). <https://doi.org/10.14293/s2199-1006.1.sor-.ppvry8k.v1>
- Shchitova, A. A. (2020). *Definition of Artificial Intelligence for Legal Regulation*. <https://doi.org/10.2991/aebmr.k.201205.104>
- Siwicki, B. (2020). Is synthetic data the key to healthcare clinical and business intelligence?. *Healthcare IT News*, Feb.
- Snoke, J., Raab, G. M., Nowok, B., Dibben, C., & Aleksandra Slavkovic. (2018). General and Specific Utility Measures for Synthetic Data. *Journal of the Royal Statistical Society*, 181(3), 663–688. <https://doi.org/10.1111/rssa.12358>
- Song, Y. Y., & Lu, Y. (2015). Decision tree methods: applications for classification and prediction. *Shanghai archives of psychiatry*.
- Soori, M., Arezoo, B., & Dastres, R. (2023). Machine learning and artificial intelligence in CNC machine tools, a review. *Sustainable Manufacturing and Service Economics*, 2, 100009.
- Srivastava, A., Valkov, L., Russell, C., Gutmann, M. U., & Sutton, C. (2017). *VEEGAN: Reducing Mode Collapse in GANs using Implicit Variational Learning*. *Neural Information Processing Systems*; Curran Associates, Inc. <https://proceedings.neurips.cc/paper/2017/hash/44a2e0804995faf8d2e3b084a1e2db1d-Abstract.html>
- Subaveerapandiyani, A. (2023). Application of Artificial Intelligence (AI) In Libraries and Its Impact on Library Operations Review. *Library Philosophy & Practice*.
- Sullivan, E., & Decker, P. (2009). Αποτελεσματική ηγεσία και διοίκηση στις υπηρεσίες υγείας. *Μετάφραση, επιστημονική επιμέλεια: Μπελλάλη Θ. Εκδόσεις Μ. Γκιούρδας, Αθήνα*, 6-8.
- Surendra, H. M. H. S., & Mohan, H. S. (2017). A review of synthetic data generation methods for privacy preserving data publishing. *International Journal of Scientific & Technology Research*, 6(3), 95-101.

- Swami Sankaranarayanan, Balaji, Y., Jain, A., Lim, S.-N., & Rama Chellappa. (2018). *Learning from Synthetic Data: Addressing Domain Shift for Semantic Segmentation*. <https://doi.org/10.1109/cvpr.2018.00395>
- Tewari, A. (2023). Mhealth systems need a privacy-by-design approach: Commentary on “Federated Machine Learning, Privacy-Enhancing Technologies, and Data Protection Laws in Medical Research: A scoping Review” (Preprint). *Journal of Medical Internet Research*. <https://doi.org/10.2196/46700>
- Tinsley, P., Czajka, A., & Flynn, P. (2021). This Face Does Not Exist... But It Might Be Yours! Identity Leakage in Generative Models. *Thecvf.com*, 1320–1328. [https://openaccess.thecvf.com/content/WACV2021/html/Tinsley\\_This\\_Face\\_Does\\_Not\\_Exist...\\_But\\_It\\_Might\\_Be\\_Yours\\_WACV\\_2021\\_paper.html](https://openaccess.thecvf.com/content/WACV2021/html/Tinsley_This_Face_Does_Not_Exist..._But_It_Might_Be_Yours_WACV_2021_paper.html)
- Tiple, V. (2020, June 7). *Recommendations on the European Commission’s WHITE PAPER on Artificial Intelligence - A European approach to excellence and trust, COM(2020) 65 final (the “AI White Paper”)*. Papers.ssrn.com. [https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract\\_id=3706099](https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=3706099)
- Tomer Golany, Radinsky, K., & Freedman, D. (2020). SimGANs: Simulator-Based Generative Adversarial Networks for ECG Synthesis to Improve Deep ECG Classification. *PMLR*, 3597–3606. <http://proceedings.mlr.press/v119/golany20a.html>
- Umpierrez, G. E., Hellman, R., Korytkowski, M. T., Kosiborod, M., Maynard, G. A., Montori, V. M., Seley, J. J., & Van den Berghe, G. (2012). Management of Hyperglycemia in Hospitalized Patients in Non-Critical Care Setting: An Endocrine Society Clinical Practice Guideline. *The Journal of Clinical Endocrinology & Metabolism*, 97(1), 16–38. <https://doi.org/10.1210/jc.2011-2098>
- US Food and Drug Administration. (2021). *Artificial intelligence and machine learning in software as a medical device*. <https://www.fda.gov/medical-devices/software-medical-device-samd/artificial-intelligence-and-machine-learning-software-medical-device>.
- Valgimigli, M., Bueno, H., Byrne, R. A., Collet, J.-P., Costa, F., Jeppsson, A., Jüni, P., Kastrati, A., Kolh, P., Mauri, L., Montalescot, G., Neumann, F.-J., Petricevic, M., Roffi, M., Steg, P. G., Windecker, S., Zamorano, J. L., Levine, G. N., Badimon, L., & Vranckx, P. (2017). 2017 ESC focused update on dual antiplatelet therapy in coronary artery disease developed in collaboration with EACTS. *European Journal of Cardio-Thoracic Surgery*, 53(1), 34–78. <https://doi.org/10.1093/ejcts/ezx334>

- Vinay, S. B. (2023). Application of artificial intelligence (AI) in school teaching and learning process-review and analysis. *Information Technology and Management*, 14(1), 1-5.
- Waheed, A., Goyal, M., Gupta, D., Khanna, A., Al-Turjman, F., & Pinheiro, P. R. (2020). CovidGAN: Data Augmentation using Auxiliary Classifier GAN for Improved Covid-19 Detection. *IEEE Access*, 1–1. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.2994762>
- Wang, Q., Gao, J., Lin, W., & Yuan, Y. (2020). Pixel-Wise Crowd Understanding via Synthetic Data. *International Journal of Computer Vision*, 129(1), 225–245. <https://doi.org/10.1007/s11263-020-01365-4>
- Wang, S., Yang, M., Ge, T., Luo, Y., & Fu, X. (2022). BBS: A Blockchain Big-Data Sharing System. *ICC 2022 - IEEE International Conference on Communications*. <https://doi.org/10.1109/icc45855.2022.9838666>
- Wang, Z., Ba, Y., Chari, P., Bozkurt, O. D., Brown, G., Patwa, P., Vaddi, N., Jalilian, L., & Kadambi, A. (2022). Synthetic Generation of Face Videos With Plethysmograph Physiology. *Thecvf.com*, 20587–20596. [http://openaccess.thecvf.com/content/CVPR2022/html/Wang\\_Synthetic\\_Generation\\_of\\_Face\\_Videos\\_With\\_Plethysmograph\\_Physiology\\_CVPR\\_2022\\_paper.html](http://openaccess.thecvf.com/content/CVPR2022/html/Wang_Synthetic_Generation_of_Face_Videos_With_Plethysmograph_Physiology_CVPR_2022_paper.html)
- Wei, L., & Reiter, J. P. (2016). Releasing synthetic magnitude microdata constrained to fixed marginal totals. *Statistical Journal of the IAOS*, 32(1), 93–108. <https://doi.org/10.3233/sji-160959>
- Woo, M.-J., Reiter, J. P., Oganian, A., & Karr, A. F. (2009). Global Measures of Data Utility for Microdata Masked for Disclosure Limitation. *Journal of Privacy and Confidentiality*, 1(1). <https://doi.org/10.29012/jpc.v1i1.568>
- Wood, E., Baltrušaitis, T., Hewitt, C., Dziadzio, S., Cashman, T. J., & Shotton, J. (2021). Fake It Till You Make It: Face Analysis in the Wild Using Synthetic Data Alone. *Thecvf.com*, 3681–3691. [http://openaccess.thecvf.com/content/ICCV2021/html/Wood\\_Fake\\_It\\_Till\\_You\\_Make\\_It\\_Face\\_Analysis\\_in\\_the\\_ICCV\\_2021\\_paper.html](http://openaccess.thecvf.com/content/ICCV2021/html/Wood_Fake_It_Till_You_Make_It_Face_Analysis_in_the_ICCV_2021_paper.html)
- World Health Organization. (2016). Atlas of EHealth Country Profiles: The Use of EHealth in Support of Universal Health Coverage: Based on the Findings of the Third Global Survey on EHealth 2015 (Vol. 3). World Health Organization.

- Xia, Y. (2020). Correlation and association analyses in microbiome study integrating multiomics in health and disease. *Progress in Molecular Biology and Translational Science*, 171, 309–491. <https://doi.org/10.1016/bs.pmbts.2020.04.003>
- Xie, L., Lin, K., Wang, S., Wang, F., & Zhou, J. (2018). Differentially Private Generative Adversarial Network. *ArXiv:1802.06739 [Cs, Stat]*. <https://arxiv.org/abs/1802.06739>
- Xie, L., Lin, K., Wang, S., Wang, F., & Zhou, J. (2018). Differentially Private Generative Adversarial Network. *ArXiv:1802.06739 [Cs, Stat]*. <https://arxiv.org/abs/1802.06739>
- Xu, C., Ren, J., Zhang, D., Zhang, Y., Qin, Z., & Ren, K. (2019). GANobfuscator: Mitigating Information Leakage Under GAN via Differential Privacy. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 14(9), 2358–2371. <https://doi.org/10.1109/tifs.2019.2897874>
- Yale, A. J. (2020). Privacy preserving synthetic health data generation and evaluation. Rensselaer Polytechnic Institute.
- Youssef Skandarani, Lalande, A., Afilalo, J., & Jodoin, P.-M. (2022). Generative Adversarial Networks in Cardiology. *Canadian Journal of Cardiology*, 38(2), 196–203. <https://doi.org/10.1016/j.cjca.2021.11.003>
- Yozwiak, N. L., Schaffner, S. F., & Sabeti, P. C. (2015). Data sharing: Make outbreak research open access. *Nature*, 518(7540), 477–479. <https://doi.org/10.1038/518477a>
- Zhang, J., Cormode, G., Procopiuc, C. M., Srivastava, D., & Xiao, X. (2017). *PrivBayes*. 42(4), 1–41. <https://doi.org/10.1145/3134428>
- Zhang, J., Qian, H., & Zhou, H. (2019). [Application and Research of Digital Twin Technology in Safety and Health Monitoring of the Elderly in Community]. *Chinese Journal of Medical Instrumentation*, 43(6), 410–413. <https://doi.org/10.3969/j.issn.1671-7104.2019.06.005>
- Zhang, Y. (2012). Support Vector Machine Classification Algorithm and Its Application. *Communications in Computer and Information Science*, 308, 179–186. [https://doi.org/10.1007/978-3-642-34041-3\\_27](https://doi.org/10.1007/978-3-642-34041-3_27)
- Zhang, Z. (2016). Introduction to Machine learning: k-nearest Neighbors. *Annals of Translational Medicine*, 4(11), 218–218. <https://doi.org/10.21037/atm.2016.03.37>
- Zhang, Z., Yang, L., & Zheng, Y. (2018). Translating and Segmenting Multimodal Medical Volumes With Cycle- and Shape-Consistency Generative Adversarial Network. *Thecvf.com*, 9242–9251. [http://openaccess.thecvf.com/content\\_cvpr\\_2018/html/Zhang\\_Translating\\_and\\_Segmenting\\_CVPR\\_2018\\_paper.html](http://openaccess.thecvf.com/content_cvpr_2018/html/Zhang_Translating_and_Segmenting_CVPR_2018_paper.html)

- Zhao, A., Balakrishnan, G., Durand, F., Guttag, J. V., & Dalca, A. V. (2019). Data Augmentation Using Learned Transformations for One-Shot Medical Image Segmentation. *Thecvf.com*, 8543–8553.  
[http://openaccess.thecvf.com/content\\_CVPR\\_2019/html/Zhao\\_Data\\_Augmentation\\_Using\\_Learned\\_Transformations\\_for\\_One-Shot\\_Medical\\_Image\\_Segmentation\\_CVPR\\_2019\\_paper.html](http://openaccess.thecvf.com/content_CVPR_2019/html/Zhao_Data_Augmentation_Using_Learned_Transformations_for_One-Shot_Medical_Image_Segmentation_CVPR_2019_paper.html)
- Zhou, H., Elliott, M. R., & Raghunathan, T. E. (2016). Synthetic Multiple-Imputation Procedure for Multistage Complex Samples. *Journal of Official Statistics*, 32(1), 231–256. <https://doi.org/10.1515/jos-2016-0011>

### Ελληνική

- Αλεξόπουλος, Χ. Δ. (2011). Διαλειτουργικότητα πληροφοριακών συστημάτων: Ανάλυση πεδίου και θεωρητική τεκμηρίωση.
- Βουτσίδου, Μωραΐτης, Ε., Γελαστοπούλου, Ε., Σισσούρας, Α., Χαραλάμπους, Γ., Τμήμα, Ο., Γενικό, Π., Θεσσαλονίκης, Ν., Αχεπα», Θεσσαλονίκη, Υγείας, Σ., University, F., Μεταπτυχιακών, Π., Στη, Σ., Υπηρεσιών, Δ., Υγείας, Μ., Υγιεινής, Ε., Σχολή, Ι., & Πατρών, Π. (2019). *Electronic health applications in primary medical health care: Advantages and expectations*. <http://mail.mednet.gr/archives/2019-3/pdf/412.pdf>
- Γκόλνα Χ., Κοντιάδης, Ξ., & Σουλιώτης, Κ. (2005). Φαρμακευτική πολιτική στην Ελλάδα και την Ευρώπη: Λειτουργία της αγοράς και ρυθμιστικό πλαίσιο. Εκδόσεις Παπαζήση.
- Μανδραβέλη, Α. (2023). Η αναγκαιότητα του φακέλου ασθενούς στην Πρωτοβάθμια Φροντίδα Υγείας.
- Μήτρου, Λ. (2018). Τα δεδομένα υγείας στον Γενικό Κανονισμό Προστασίας Προσωπικών Δεδομένων. Συλλογικό έργο) Προστασία Δεδομένων Υγείας, εκδόσεις Σάκκουλα Αθήνα-Θεσσαλονίκη.
- Μολλάκη, Β. (2017). The way to clinical applications of Mitochondrial Replacement to avoid mitochondrial diseases opens. *Bioethica*, 3(1), 2-4.

Νόμος 4961/2022 . (2022). *Νόμος 4961/2022 (Κωδικοποιημένος) - ΦΕΚ Α 146/27.07.2022*.  
Kodiko.gr. <https://www.kodiko.gr/nomothesia/document/810877/nomos-4961-2022>

Παπαδάκης, Μ. (2006). Εφαρμογές Πληροφορικής στις υπηρεσίες υγείας.

Σούμπλης, Δ., & Πούλης Κ. (2012). Διαδικτυακές εφαρμογές ανοιχτών δεδομένων για την ελληνική δημόσια διοίκηση.

Χαλκιά, Β., & Βαρακλιώτη, Α. (2015). *Health and social protection expenditure in Greece and the EU-member states* Λέξεις ευρετηρίου *Δαπάνες υγείας ESSPROS Κοινωνική πολιτική Κοινωνική προστασία Φαρμακευτική δαπάνη*. 32(5), 546–555.  
<http://srv54.mednet.gr/archives/2015-5/pdf/546.pdf>

#### Διαδικτυακές Πηγές

2024/1689. (2024). *Κανονισμός - EE - 2024/1689 - EN - EUR-Lex*. Europa.eu. <https://eur-lex.europa.eu/legal-content/EL/TXT/?uri=CELEX:32024R1689>

4967/2022. (2022). *Νόμος 4967/2022 - ΦΕΚ Α 171/09.09.2022*. Kodiko.gr.  
<https://www.kodiko.gr/nomothesia/document/820849/nomos-4967-2022>