

# 人工智能在辅助生殖控制性促排卵及预测妊娠结局的现状研究

骆曼, 沈小力\*

重庆医科大学附属妇女儿童医院(重庆市妇幼保健院)生殖医学中心, 重庆

收稿日期: 2026年3月17日; 录用日期: 2026年4月11日; 发布日期: 2026年4月21日

## 摘要

近年来, 辅助生殖技术飞速发展, 越来越多的不孕夫妇借助这些技术实现了成功妊娠。人工智能(AI)是一项新兴技术, 近年来与辅助生殖相结合, 意在提高体外受精 - 胚胎移植(IVF-ET)标准化程度并改善临床结果。AI辅助IVF控制性促排卵研究在优化药物剂量和促排时间安排、预测妊娠结局等方面已有一些初步尝试并取得了一定的效果。本文回顾现有文献, 旨在阐述AI在辅助生殖控制性促排卵及预测妊娠方面的技术应用, 并探讨这些技术最终实现流程的标准化和改善临床结局的潜力。

## 关键词

辅助生殖, 体外受精 - 胚胎移植, 控制性促排卵, 人工智能, 预测分析

## Current Research on Artificial Intelligence in Controlled Ovarian Stimulation for Assisted Reproduction and Prediction of Pregnancy Outcomes

Man Luo, Xiaoli Shen\*

Center for Reproductive Medicine, Women and Children's Hospital of Chongqing Medical University  
(Chongqing Health Center for Women and Children), Chongqing

Received: March 17, 2026; accepted: April 11, 2026; published: April 21, 2026

\*通讯作者。

文章引用: 骆曼, 沈小力. 人工智能在辅助生殖控制性促排卵及预测妊娠结局的现状研究[J]. 临床医学进展, 2026, 16(4): 3750-3758. DOI: 10.12677/acm.2026.1641641

## Abstract

In recent years, assisted reproductive technologies have developed rapidly, and an increasing number of infertile couples have achieved successful pregnancies with the help of these technologies. Artificial intelligence (AI) is an emerging technology that has been combined with assisted reproduction in recent years, aiming to enhance the standardization of *in vitro* fertilization-embryo transfer (IVF-ET) and improve clinical outcomes. Some preliminary attempts have been made in the research of AI-assisted controlled ovarian stimulation in IVF, achieving certain results in optimizing drug dosages and stimulation timing, as well as predicting pregnancy outcomes. This article reviews the existing literature to elaborate on the technical applications of AI in controlled ovarian stimulation and pregnancy prediction in assisted reproduction, and to explore the potential of these technologies in ultimately standardizing the process and improving clinical outcomes.

## Keywords

Assisted Reproduction, *In Vitro* Fertilization-Embryo Transfer, Controlled Ovarian Hyperstimulation, Artificial Intelligence, Predictive Analysis

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

## 1. 引言

体外受精 - 胚胎移植(*In vitro* fertilization and embryo transfer, IVF-ET)是一种用于治疗不孕症的主要辅助生殖技术。据估计, 全球每年进行的 IVF 周期总数超过 100 万次, 有超过 400,000 名婴儿出生[1]。而控制性促排卵(Controlled ovarian stimulation, COS)过程是 IVF 周期中的关键环节, 目的是产生最佳数量的高质量卵母细胞, 并以最安全的方式最大限度地提高成功率[2]。合理的促性腺激素(Gonadotropins, Gn)剂量调控在 COS 中至关重要, 既能提高获卵的数量和质量, 又能减少卵巢过度刺激综合征(Ovarian hyperstimulation syndrome, OHSS)的风险。在促排卵期间, 医生会做出一系列对周期结果至关重要的决定, 例如使用哪种方案以及促性腺激素的起始剂量。目前, 促排卵方案通常依赖于医生的经验和静态评估, 存在主观偏差以及过度或不足刺激的风险。

人工智能(Artificial intelligence, AI)是一个快速发展的研究领域, 目前已在众多行业中迅速普及。在医疗领域, 机器学习算法的应用愈发广泛, 不仅有效改善了诊疗结果, 还显著提升了医疗服务效率[3]。据近年来广泛研究报道, 辅助生殖领域已经认识到, AI 可用于支持促排卵期间的临床决策, 如方案选择、Gn 起始剂量的选择、卵泡监测以及优化扳机日期等方面[4]-[6]。AI 整合到 IVF 促排卵过程中, 能够实现精准医疗的落地, 从而优化不孕患者个体化调控治疗过程, 为更多不孕患者带来福音。总体而言, 人工智能技术为控制性促排卵方案的个体化选择提供了全新思路, 在临床妊娠结局预测方面亦展现出重要应用价值。借助 AI 辅助决策, 有望进一步提高临床妊娠率, 减少不必要的医疗干预与医疗成本。本综述系统梳理该领域的最新研究进展, 探讨其临床意义与技术层面的潜在局限, 并展望其推动辅助生殖技术模式变革的发展潜力。

## 2. AI 在 IVF 控制性促排卵方面的应用

### 2.1. 促排卵方案选择

鉴于缺乏临床共识及普遍采用的指南, 促排卵治疗决策可能会因医师或医院的不同而存在很大差异。

最近一项研究对 2014 至 2020 年间报告给 SART CORS 数据库的大约 20,000 个周期进行了因果推断, 结果显示, 对于反应较差的患者, 拮抗剂方案和 flare 方案的效果相似[6]。这一发现与 Wald 等人[7]的先前研究一致, 该研究表明方案选择对结果的影响非常有限。未来可能会进一步开发 AI 模型, 以帮助选择促排卵方案, 这些模型可能直接根据方案类型预测患者的结果, 或将方案选择作为其他模型的输入参数。

## 2.2. Gn 剂量

目前, AI 模型主要用于 FSH 起始剂量的预测。2006 年一项非线性回归模型根据患者年龄、体重指数(Body mass index, BMI)、基础促卵泡激素(Follicle-stimulating hormone, FSH)和基础小卵泡数目(Antral follicle count, AFC)进行训练, 以预测获取 11 个卵母细胞所需的 FSH 起始剂量[8], 但该模型仅纳入了 1387 名患者。一项随机对照试验表明, CONSORT 算法在取卵母细胞数量上统计学上低于标准剂量, OHSS 的发生率较低, 但临床妊娠率与医生标准剂量组相近[9]。最近, Fanton 等人开发了一种机器学习模型, 通过患者的年龄、BMI、抗苗勒管激素(Anti-Müllerian hormone, AMH)和 AFC 数据来预测 FSH 起始剂量与成熟卵子数量之间的关系。该模型从 18,000 多个周期的数据中识别相似的患者, 个性化剂量建议可能使部分患者平均多获得 1.5 个成熟卵子, 或在某些情况下节省 1375 IU 的 FSH 用量[10]。不过, 这个模型未考虑到周期中期的剂量调整或某些人群的过度刺激风险。其他模型也试图通过假设起始剂量与卵子数量之间的线性关系来优化剂量, 但这些模型未能准确反映复杂的非线性反应[11]。事实上, 促排治疗的本质是一个随时间演化的动态过程, 医生需根据每日卵泡发育情况和激素水平持续修正处方。因此, 近年来研究趋势逐步从“单点预测”转向“动态建模”。如南京鼓楼医院团队基于深度学习构建了一适用于长方案实时调整 FSH 剂量的动态 AI 模型[12], 及 Nayeli Areli Pérez Padilla 利用 AI 分析卵泡发育动态数据, 优化最佳扳机时机等[13]。北京大学第三医院通过套索回归算法开发了 2 个 AI 模型, 用于预测 FSH 起始剂量和给药剂量相对应的卵母细胞数量, 并基于此开发个体化促排卵 FSH 用药指导工具——POvaStim 及微信小程序, 方便临床医生自助使用[14]。以上 AI 模型经进一步优化, 能在体外受精期间的临床决策中发挥作用, 作为决策支持系统, 以确保最佳实践和结果, 同时最大限度地减少错误。具体模型总结如表 1。

**Table 1.** Predictive AI models related to Gn dosage

**表 1.** 预测 Gn 剂量的相关 AI 模型

AI 模型	研究类型	数据集	输入特征	算法	性能指标	验证方式	局限性
Howles C M <i>et al.</i> , 2006 [8]	回顾性	1378	AFC、BMI、年龄及筛查时直径 < 11 mm 卵泡数	反向逐步回归	一致性指数	无	需前瞻性评估
Olivennes F. <i>et al.</i> , 2015 [9]	随机对照	200	年龄、BMI、FSH 和 AFC	CONSORT 算法	无	无	特定较小样本量人群
Fanton M <i>et al.</i> , 2022 [10]	回顾性	30,278	年龄、BMI、周期次数、AFC、AMH、基线 E2、周期天数, 卵泡大小和每日 E2 水平	线性回归	平均绝对误差 (MAE), 决定系数(R <sup>2</sup> )	内部验证	扩大训练集及开展前瞻性验证研究
Correa N <i>et al.</i> , 2022 [11]	回顾性	3487	年龄、BMI、AMH、AFC 及以往活产	机器学习	平均表现得分	内部验证	需前瞻性评估
Kong N <i>et al.</i> , 2025 [12]	回顾性	13,788	静态变量和动态变量	K 近邻算法	准确率, F1 分数	内部验证	单中心回顾设计
Xu H <i>et al.</i> , 2023 [14]	前瞻性	621	年龄、BMI、AFC、基础 FSH、AMH、LH、E2、T	套索回归	决定系数(R <sup>2</sup> )	无	未进行数据选择

### 2.3. 卵泡超声监测

卵泡监测过程非常耗时,尤其是对工作繁忙的患者来说很不方便。AI的发展可能通过自动化卵泡监测并实现居家监测,可提高IVF诊治的便利度。卵泡监测是管理刺激周期的关键,其准确性直接影响临床决策。随着卵泡监测需求的增加,提高效率、准确性、降低成本并提高可及性对改善临床结果至关重要。AI还可以作为质量保证的工具,增强临床决策。已有研究表明,AI分割模型可以评估最佳卵泡体积以预测卵母细胞成熟度[15],从而优化临床方案。机器学习模型则简化了超声时间安排,减少了所需的超声次数,并准确预测了扳机时间和过度刺激风险[16]。便携式超声系统在98%的情况下,通过远程引导实现了居家患者的高质量超声成像[5]。

### 2.4. 促排时间安排及扳机

生殖中心的工作流程和电子病历效率是AI系统的重要应用领域。Letterie等人[17]开发并评估了一个AI平台,用于优化促排卵及体外受精治疗的整体工作流程。该平台通过提供个性化治疗方案与临床决策支持,旨在提升IVF治疗的效率与临床结局。研究纳入1591个治疗周期数据,用于模型训练及预测最优监测时间、扳机时机及获卵数。结果显示,该人工智能平台可精准预测最佳监测日期,并提供时长为3天的扳机时间窗。同时,该平台能够优化生殖中心诊疗流程,改善患者就医体验,降低临床管理负担,进而提升整体运行效率与临床工作质量。

关于扳机时机的选择,目前已有研究人员根据不同机器学习方法构建出不同的模型,不同的结局指标均表现出一定研究价值。2020年Gerard Letterie博士,开发了一种混合算法来预测IVF促排卵期间四个关键节点临床决策的准确性[18]:①停止刺激或继续刺激。如果决定要停止,那么下一个自动决策是②扳机或取消。如果决定继续促排,那么下一个关键决策是③随访天数和④是否需要调整剂量。尽管该算法准确性很高,但该软件是第一次迭代,还需要经过实施前的前瞻性验证。并且,实际临床不能完全依赖AI驱动的决策来一对一地替代,这些系统应当是用作多方面决策过程的一种方法。

2022年7月Michael Fanton等人为预测患者在当天与第二天相比扳机成熟卵母细胞(MII)数量,使用扳机当天和扳机前一天分别测量的卵泡计数和雌二醇(E2)水平开发了线性回归模型,用于预测促排卵期间的最佳扳机日期。结果表明,根据回顾性分析,超过一半的周期可能存在早期或晚期扳机,可解释的机器学习模型可能会改善相当多患者的预后[10]。但这项研究存在限制,包括其回顾性,没有区分不同的扳机药物或方案类型,存在抽样偏倚,无法纳入其他不良临床事件的风险,没有考虑患者之前的刺激结果等等。继续增加训练数据集的大小和多样性,并进行前瞻性验证研究可减少限制,证明使用模型能改善患者预后。Abbara等人还使用线性回归模型来研究卵泡大小与在499个周期检索的卵母细胞之间的关联,发现扳机当天12~19毫米的卵泡大小对获取的卵母细胞和MII数量贡献最大[19]。

2021年Yan等人[20]为根据不同的要求评估卵巢反应不良,利用多种机器学习算法包括随机森林(RF)[21]、决策树[22]、极限梯度提升(XGBoost)、支持向量机(SVM)和人工神经网络(ANN)[23]开发了控制性促排卵预发射模型(COS pre-launch model, CPLM)和人绒毛膜促性腺激素预扳机模型(hCG pre-trigger model, HPTM),结果表明,使用ANN构建的CPLM在COS预启动中取得了所有算法中最高的结果,而使用随机森林构建的HPTL在hCG预扳机中效果最强。

同年Hariton等[4]使用T-learner进行因果推理,采用袋装决策树(bagged decision trees, BDT)进行推理,确定最佳扳机日,以最大限度地提高卵母细胞的受精率和可用囊胚总数。它使用机器学习来解决促排卵期间复杂的决策问题,但需要未来的前瞻性研究来确认这些发现是否可以帮助医生在选择最佳扳机日期时做出决策。上文提及到的模型总结如表2。

**Table 2.** The AI models related to the trigger timing  
**表 2.** 选择扳机时机的相关 AI 模型

AI 模型	研究类型	数据集	输入特征	算法	性能指标	验证方式	局限性
Letterie G <i>et al.</i> , 2022 [17]	回顾性	1591	年龄、FSH、E2、AMH、BMI、卵泡数和卵泡直径	迭代算法	准确率、敏感度	无	缺乏前瞻性验证
Letterie G. & Mac Donald A., 2020 [18]	回顾性	2603	E2、卵泡直径、rFSH	混合算法	准确率	内部验证	单中心, 缺乏前瞻性验证
Fanton M <i>et al.</i> , 2022 [10]	回顾性	30,278	年龄、BMI、既往试管婴儿周期次数、AFC、AMH、基线 E2、周期天数, 卵泡大小和每日 E2 水平	线性回归	平均绝对误差 (MAE), 决定系数 (R <sup>2</sup> ), 曲线下面积 (AUC)	内部验证	扩大训练集及开展前瞻性验证研究
Yan S <i>et al.</i> , 2021 [20]	回顾性	1110	与卵巢反应相关的变量	多种机器学习算法	曲线下面积(AUC)	内部验证	单中心回顾设计
Hariton E <i>et al.</i> , 2021 [4]	回顾性	11,495 次最小刺激周期和 42,584 次周期监测	患者基本特征以及卵泡刺激期间的卵泡和激素指标	人工神经网络	平均绝对误差 (MAE), 决定系数 (R <sup>2</sup> ), 曲线下面积 (AUC)	内部验证	部分影响因素未纳入算法

### 3. AI 对妊娠结局的预测价值

目前的医疗技术水平及社会背景下, 选择接受 IVF 治疗的不孕女性将面临较大的失败风险和经济负担。在临床实践中, 一个可用来预测 IVF 治疗的活产概率的优秀预测模型, 对患者和医生均有意义。对患者而言, 为个体化决策提供参考, 可以减轻心理压力和经济损失。对于医生而言, 可以方便为患者提供解答, 使患者提前形成心理预期, 降低医患矛盾的风险。因此, AI 发展预测 IVF 成功率模型是有必要的。

2015 年 Scott M. Nelson 等人为分别比较 AMH 和 AFC 以及结合临床特征预测控制性促排卵后活产率, 应用提升树方法开发了三个预测模型(AMH、AFC 和 AMH-AFC 模型) [24]。该计划的目的是使卵巢储备适度(由 AMH 确定[25]), 并降低卵巢储备高和卵巢过度刺激风险女性的潜在获卵数。经过验证的预测模型证实, AMH 与临床特征相结合时, 准确识别活产的可能性高, 预测误差低。

人工神经网络也可用于 IVF 活产预测模型构建, Vogiatzi 等人构建并验证一种基于活产统计相关参数的人工神经网络, 作为预测接受辅助生殖技术患者临床结局的综合工具[26]。所构建的人工神经网络具有稳定的性能, 证明了 AI 作为医疗决策支持工具的临床价值, 并且为 IVF 的日常实践提供了一种可靠方法。

Fu 等人则是利用决策树方法建立 IVF 预测模型, 找出影响 IVF 预测结果的重要因素及其相互关系。模型计算的最终评分较好地预测了临床妊娠率。模型发现双原核胚胎数、女性年龄、AMH 水平、获卵数和子宫内膜厚度是影响体外受精结果的重要因素[27]。研究还发现一些因素之间存在相互关系, 也可作为临床医生的决策提供参考。

2019 年 Qiu 等研究者以年龄、AMH、BMI、不孕持续时间、既往活产、既往流产和不孕类型作为预测指标, 建立了基于 XGBoost 的预测模型[28]。该模型提供的个性化体外受精活产率预测较为准确, 具有一定的可行性。上述模型总结为下表 3。

**Table 3.** AI models related to predicting pregnancy outcomes  
**表 3.** 预测妊娠结局的相关 AI 模型

AI 模型	研究类型	数据集	输入特征	算法	性能指标	验证方式	局限性
Nelson S M <i>et al.</i> , 2015 [25]	回顾性	3977	AMH、AFC	随机梯度提升算法	曲线下面积 (AUC)	内外部验证	未调整协变量
Vogiatzi P <i>et al.</i> , 2019 [26]	回顾性	426	12 个与活产显著相关变量	神经网络	敏感度、特异度	内部验证	需寻求外部验证和多中心合作
Fu K <i>et al.</i> , 2022 [27]	回顾性	49,413	38 个具有显著差异的变量	梯度提升决策树	曲线下面积 (AUC)、一致性	内部验证	缺乏外部验证, 存在人口限制
Qiu J <i>et al.</i> , 2019 [28]	回顾性	7188	年龄、AMH、BMI、不孕持续时间、既往活产、流产、流产及不孕类型	多种机器学习算法	受试者工作特征(ROC)分析和校准图	无	单中心数据, 数据集有限

#### 4. 面临的挑战和未来展望

COS 作为人类辅助生殖技术的关键环节, 直接决定着胚胎质量和妊娠结局。临床实践中, 患者个体差异、卵巢反应异质性以及卵泡发育不同步等多种因素, 均可能干扰 COS 治疗的效果与安全性, 给生殖医学领域带来新的挑战。故准确预测卵巢反应并实施个体化 COS 方案, 对优化妊娠结局具有重要意义。近年来, COS 中的 AI 应用日益受到关注。通过整合患者临床基线特征、卵巢超声成像特征、内分泌激素水平等多维度临床数据, 利用 AI 技术构建精准的预测模型, 能够为临床医生制定个性化 COS 方案提供科学、可靠的参考依据, 从而提升治疗安全性和有效性[29]。以往研究多局限于静态预测模型, 无法动态捕捉促排过程中患者的生理变化, 难以精准适配所有患者的个体差异, 导致部分患者的卵巢反应预测不够准确, 影响个体化方案的实施效果。为探索更准确的个体化评估体系, 动态 AI 模型接连诞生并逐渐应用于临床研究。动态模型优势明确, 可在整个促排周期根据患者对 Gn 的反应进行实时预测调整, 辅助精准调控 FSH 剂量、准确判断扳机时机、优化获卵数, 最终实现提高临床妊娠率、活产率的目标。除提升疗效外, 动态模型还有望减轻不孕患者的卫生经济压力, 平衡治疗的安全性及治疗性, 例如可通过精准调控药物剂量、降低周期取消率等方式, 减少不必要的医疗支出, 提升患者治疗体验。目前, 临床领域迫切需要此类动态 AI 模型实现安全落地并广泛应用于临床诊疗, 但当前技术发展仍面临诸多难点: 一是大数据质量难以得到有效保障, 多中心数据的标准化、规范化程度不足, 影响模型预测的准确性; 二是现有模型缺乏充足的外部数据验证, 泛化能力较弱, 难以适配不同医疗机构的临床场景; 三是模型的自我迭代与优化机制不完善, 限制了其临床应用价值。

综上所述, 个体化 AI 预测模型在辅助生殖治疗中的应用, 可以有效地优化获卵数及促排卵过程, 提高 IVF 成功率, 减少患者的不良反应, 降低治疗费用, 为患者提供更好的治疗体验, 是一个未来研究的热点。AI 已成为医学领域里一股能带来变革的力量, 借助机器学习和预测模型的强大力量, 为医疗专业人士提供临床决策上的支持。实际临床应用中, 有助于医生对患者提供精准医疗服务, 做出更明智的临床决策, 进而为患者选择到最合适的个体化诊疗方案。近年来, AI 在医疗领域取得的显著进步, 使得国内外医疗专家普遍看好其带来的技术变革[30]。虽然 AI 在生殖医学当中的应用还处在初期阶段, 但它在改善辅助生殖技术这方面已经展现出了巨大的潜力, 尤其是在方案选择和结果分析这些方面, 已能看到较显著的效果[31]。

但随着 AI 在医疗领域的不断深入应用, 与其相关的伦理和法律问题也逐日显现。患者在辅助生殖中使用 AI 技术前应充分了解风险、利益和潜在后果, 并有权做出知情决策[32]。这意味着医生需要向患者提供充足的信息, 确保患者能够理解技术的用途、限制和可能的结果。与欧美等发达国家相比, 我国在医疗 AI 的监管方面存在法律空白, 至今仍未建立有效健全的法规体系[33]。除此以外, 医疗 AI 的发展尚不完善, 应用于人类辅助生殖技术还存在争议。AI 的执业医师资格和技术实施标准尚无定论, 而保障患者安全又是 AI 应用的首要前提。数据隐私和安全问题也亟需制定相关规定[34], 这些都是我们未来需要重点关注的领域。

此外, 临床医生不能仅仅依赖 AI 模型所提供的结论。在实际的临床实践中, 医生应当结合自身的临床经验以及相关的临床指南, 将 AI 作为辅助决策工具来使用, 以确保患者的安全和权益得到切实保障。大多数 AI 模型都是基于回顾性数据开发的。尽管它们已经经过验证, 但仍需要不断进行优化和更新。因此, 收集前瞻性数据以及对模型进行实时更新对于评估 AI 在实际医疗实践中的应用至关重要。对于临床医生和计算机工作者而言, 开发和应用 AI 技术对于临床实践具有深远的意义。在做好基础工作的基础上, 这项技术不仅能为患者提供更多的治疗选择, 还能推动 AI 事业的进一步发展。

## 参考文献

- [1] Chambers, G.M., Dyer, S., Zegers-Hochschild, F., de Mouzon, J., Ishihara, O., Banker, M., *et al.* (2021) International Committee for Monitoring Assisted Reproductive Technologies World Report: Assisted Reproductive Technology, 2014. *Human Reproduction*, **36**, 2921-2934. <https://doi.org/10.1093/humrep/deab198>
- [2] Howie, R. and Kay, V. (2018) Controlled Ovarian Stimulation for *In-Vitro* Fertilization. *British Journal of Hospital Medicine*, **79**, 194-199. <https://doi.org/10.12968/hmed.2018.79.4.194>
- [3] Davenport, T. and Kalakota, R. (2019) The Potential for Artificial Intelligence in Healthcare. *Future Healthcare Journal*, **6**, 94-98. <https://doi.org/10.7861/futurehosp.6-2-94>
- [4] Hariton, E., Chi, E.A., Chi, G., Morris, J.R., Braatz, J., Rajpurkar, P., *et al.* (2021) A Machine Learning Algorithm Can Optimize the Day of Trigger to Improve *In Vitro* Fertilization Outcomes. *Fertility and Sterility*, **116**, 1227-1235. <https://doi.org/10.1016/j.fertnstert.2021.06.018>
- [5] Chung, E.H., Petishnok, L.C., Conyers, J.M., Schimer, D.A., Vitek, W.S., Harris, A.L., *et al.* (2022) Virtual Compared with In-Clinic Transvaginal Ultrasonography for Ovarian Reserve Assessment. *Obstetrics & Gynecology*, **139**, 561-570. <https://doi.org/10.1097/aog.0000000000004698>
- [6] Murillo, F., Fanton, M., Baker, V.L. and Loewke, K. (2023) Causal Inference Indicates That Poor Responders Have Similar Outcomes with the Antagonist Protocol Compared with Flare. *Fertility and Sterility*, **120**, 289-296. <https://doi.org/10.1016/j.fertnstert.2023.04.007>
- [7] Wald, K., Hariton, E., Morris, J.R., Chi, E.A., Jaswa, E.G., Cedars, M.I., *et al.* (2021) Changing Stimulation Protocol on Repeat Conventional Ovarian Stimulation Cycles Does Not Lead to Improved Laboratory Outcomes. *Fertility and Sterility*, **116**, 757-765. <https://doi.org/10.1016/j.fertnstert.2021.04.030>
- [8] Howles, C.M., Saunders, H., Alam, V. and Engrand, P. (2006) Predictive Factors and a Corresponding Treatment Algorithm for Controlled Ovarian Stimulation in Patients Treated with Recombinant Human Follicle Stimulating Hormone (Folli-tropin Alfa) during Assisted Reproduction Technology (ART) Procedures. An Analysis of 1378 Patients. *Current Medical Research and Opinion*, **22**, 907-918. <https://doi.org/10.1185/030079906x104678>
- [9] Olivennes, F., Trew, G., Borini, A., Broekmans, F., Arriagada, P., Warne, D.W., *et al.* (2015) Randomized, Controlled, Open-Label, Non-Inferiority Study of the CONSORT Algorithm for Individualized Dosing of Folli-tropin Alfa. *Reproductive BioMedicine Online*, **30**, 248-257. <https://doi.org/10.1016/j.rbmo.2014.11.013>
- [10] Fanton, M., Nutting, V., Solano, F., Maeder-York, P., Hariton, E., Barash, O., *et al.* (2022) An Interpretable Machine Learning Model for Predicting the Optimal Day of Trigger during Ovarian Stimulation. *Fertility and Sterility*, **118**, 101-108. <https://doi.org/10.1016/j.fertnstert.2022.04.003>
- [11] Correa, N., Cerquides, J., Arcos, J.L. and Vassena, R. (2022) Supporting First FSH Dosage for Ovarian Stimulation with Machine Learning. *Reproductive BioMedicine Online*, **45**, 1039-1045. <https://doi.org/10.1016/j.rbmo.2022.06.010>
- [12] Kong, N., Xia, Y., Wang, Z., Zhang, H., Duan, L., Zhu, Y., *et al.* (2025) Deep Learning-Based Prediction of Individualized

- Real-Time FSH Doses in GnRH Agonist Long Protocols. *Journal of Translational Medicine*, **23**, Article No. 545. <https://doi.org/10.1186/s12967-025-06562-8>
- [13] Pérez-Padilla, N.A., Garcia-Sanchez, R., Avalos, O., Gálvez, J., Bian, M., Yu, L., *et al.* (2024) Optimizing Trigger Timing in Minimal Ovarian Stimulation for *in Vitro* Fertilization Using Machine Learning Models with Random Search Hyperparameter Tuning. *Computers in Biology and Medicine*, **179**, Article ID: 108856. <https://doi.org/10.1016/j.compbiomed.2024.108856>
- [14] Xu, H., Feng, G., Han, Y., La Marca, A., Li, R. and Qiao, J. (2023) Povastim: An Online Tool for Directing Individualized FSH Doses in Ovarian Stimulation. *The Innovation*, **4**, Article ID: 100401. <https://doi.org/10.1016/j.xinn.2023.100401>
- [15] Liang, X., Liang, J., Zeng, F., Lin, Y., Li, Y., Cai, K., *et al.* (2022) Evaluation of Oocyte Maturity Using Artificial Intelligence Quantification of Follicle Volume Biomarker by Three-Dimensional Ultrasound. *Reproductive BioMedicine Online*, **45**, 1197-1206. <https://doi.org/10.1016/j.rbmo.2022.07.012>
- [16] Robertson, I., Chmiel, F.P. and Cheong, Y. (2021) Streamlining Follicular Monitoring during Controlled Ovarian Stimulation: A Data-Driven Approach to Efficient IVF Care in the New Era of Social Distancing. *Human Reproduction*, **36**, 99-106. <https://doi.org/10.1093/humrep/deaa251>
- [17] Letterie, G., MacDonald, A. and Shi, Z. (2022) An Artificial Intelligence Platform to Optimize Workflow during Ovarian Stimulation and IVF: Process Improvement and Outcome-Based Predictions. *Reproductive BioMedicine Online*, **44**, 254-260. <https://doi.org/10.1016/j.rbmo.2021.10.006>
- [18] Letterie, G. and Mac Donald, A. (2020) Artificial Intelligence in *in Vitro* Fertilization: A Computer Decision Support System for Day-To-Day Management of Ovarian Stimulation during *in Vitro* Fertilization. *Fertility and Sterility*, **114**, 1026-1031. <https://doi.org/10.1016/j.fertnstert.2020.06.006>
- [19] Abbara, A., Vuong, L.N., Ho, V.N.A., Clarke, S.A., Jeffers, L., Comminos, A.N., *et al.* (2018) Follicle Size on Day of Trigger Most Likely to Yield a Mature Oocyte. *Frontiers in Endocrinology*, **9**, Article 193. <https://doi.org/10.3389/fendo.2018.00193>
- [20] Yan, S., Jin, W., Ding, J., Yin, T., Zhang, Y. and Yang, J. (2021) Machine-Intelligence for Developing a Potent Signature to Predict Ovarian Response to Tailor Assisted Reproduction Technology. *Aging*, **13**, 17137-17154. <https://doi.org/10.18632/aging.203032>
- [21] Menze, B.H., Kelm, B.M., Masuch, R., Himmelreich, U., Bachert, P., Petrich, W., *et al.* (2009) A Comparison of Random Forest and Its Gini Importance with Standard Chemometric Methods for the Feature Selection and Classification of Spectral Data. *BMC Bioinformatics*, **10**, Article No. 213. <https://doi.org/10.1186/1471-2105-10-213>
- [22] Speybroeck, N. (2012) Classification and Regression Trees. *International Journal of Public Health*, **57**, 243-246. <https://doi.org/10.1007/s00038-011-0315-z>
- [23] Serpen, G. and Corra, J. (2002) Training Simultaneous Recurrent Neural Network with Resilient Propagation for Static Optimization. *International Journal of Neural Systems*, **12**, 203-218. <https://doi.org/10.1142/s0129065702001199>
- [24] Nelson, S.M., Fleming, R., Gaudoin, M., Choi, B., Santo-Domingo, K. and Yao, M. (2015) Antimüllerian Hormone Levels and Antral Follicle Count as Prognostic Indicators in a Personalized Prediction Model of Live Birth. *Fertility and Sterility*, **104**, 325-332. <https://doi.org/10.1016/j.fertnstert.2015.04.032>
- [25] Nelson, S.M., Yates, R.W. and Fleming, R. (2007) Serum Anti-Müllerian Hormone and FSH: Prediction of Live Birth and Extremes of Response in Stimulated Cycles Implications for Individualization of Therapy. *Human Reproduction*, **22**, 2414-2421. <https://doi.org/10.1093/humrep/dem204>
- [26] Vogiatzi, P., Pouliakis, A. and Siristatidis, C. (2019) An Artificial Neural Network for the Prediction of Assisted Reproduction Outcome. *Journal of Assisted Reproduction and Genetics*, **36**, 1441-1448. <https://doi.org/10.1007/s10815-019-01498-7>
- [27] Fu, K., Li, Y., Lv, H., Wu, W., Song, J. and Xu, J. (2022) Development of a Model Predicting the Outcome of *in Vitro* Fertilization Cycles by a Robust Decision Tree Method. *Frontiers in Endocrinology*, **13**, Article 877518. <https://doi.org/10.3389/fendo.2022.877518>
- [28] Qiu, J., Li, P., Dong, M., Xin, X. and Tan, J. (2019) Personalized Prediction of Live Birth Prior to the First *in Vitro* Fertilization Treatment: A Machine Learning Method. *Journal of Translational Medicine*, **17**, Article No. 317. <https://doi.org/10.1186/s12967-019-2062-5>
- [29] Letterie, G. (2023) Artificial Intelligence and Assisted Reproductive Technologies: 2023. Ready for Prime Time? Or Not. *Fertility and Sterility*, **120**, 32-37. <https://doi.org/10.1016/j.fertnstert.2023.05.146>
- [30] 谢燕鹏, 杨欢, 刘建荣. 人工智能在辅助生殖领域中应用的研究进展[J]. 中国医药导报, 2023, 20(19): 53-56.
- [31] 欧建平, 王辉田, 李涛. 人工智能应用于生殖医学的新进展[J]. 中华男科学杂志, 2019, 25(4): 291-295.
- [32] 王炎秋, 相俊, 王铂源, 等. 人工智能在辅助生殖中的应用及伦理规范[J]. 科技视界, 2024, 14(12): 14-16.

- [33] He, J., Baxter, S.L., Xu, J., Xu, J., Zhou, X. and Zhang, K. (2019) The Practical Implementation of Artificial Intelligence Technologies in Medicine. *Nature Medicine*, **25**, 30-36. <https://doi.org/10.1038/s41591-018-0307-0>
- [34] Siristatidis, C., Pouliakis, A., Chrelias, C. and Kassanos, D. (2011) Artificial Intelligence in IVF: A Need. *Systems Biology in Reproductive Medicine*, **57**, 179-185. <https://doi.org/10.3109/19396368.2011.558607>