



爱思唯尔

内容列表可在ScienceDirect上找到

## 农业中的计算机和电子学

期刊主页: [www.elsevier.com/locate/compag](http://www.elsevier.com/locate/compag)

原始论文

## 利用机器学习进行农业土壤传感器的布放和无人机飞行路径规划

Payton Goodrich<sup>a,\*</sup>, Omar Betancourt<sup>a</sup>, Ana Claudia Arias<sup>b</sup>, Tarek Zohdi<sup>a</sup><sup>a</sup> 美国加利福尼亚州伯克利市加州大学伯克利分校机械工程系 邮编:94720<sup>b</sup> 美国加利福尼亚州伯克利市加州大学伯克利分校电气工程与计算机科学系 邮编:94720

## 文章信息

关键词: 农业传感器  
无人机遗传算法 基于代理  
的模型 地质统计学

## 摘要

精确的土壤数据对于精准农业至关重要, 这些数据可以通过在变异函数半程距离处放置农业传感器来收集。无人机在从土壤传感器采样数据方面比其他现有方法具有独特的优势, 因为要收集空间粒度数据以捕捉土壤的变化性, 需要高密度的传感器。为了确定传感器在农田内的放置位置, 开发了一种新颖的顺序间隙缩减算法, 用于最小化传感器重叠, 并用于四种农田类型的传感器放置。使用基于代理的强大模型, 通过遗传算法优化了多智能体飞行路径, 用于在模拟农田中扫描传感器。使用模拟的400米中心枢转式灌溉农田的土壤传感器位置, 确定了1-8架无人机群的飞行路径。增加无人机群的数量对总能量消耗的影响微乎其微, 但将扫描传感器的时间从19分钟减少到不到三分钟。所提出的顺序间隙缩减算法在大多数情况下, 用比基于网格的分布更少的传感器覆盖任何任意形状的农田。所提出的多智能体飞行路径规划能够有效且高效地为不同数量的无人机生成飞行路径, 以扫描所有传感器。这里提出的框架可用于可变率灌溉、生物防治剂的精确施用以及智能农业, 并且可以进行利用和扩展。

## 1. 引言

精准农业提供了一种途径, 既能提高作物产量, 又能减少用水量、碳足迹以及化学物质对地下水的污染。精准农业是指在农田中收集空间和时间数据, 以使投入与特定条件相匹配的做法(迪亚科诺等人, 2013年)。虽然工业农业旨在最大化作物产量, 但也考虑到了维持健康的生态系统。幸运的是, 这些利益并不冲突; 众多案例研究表明, 采用精准农业技术既能提高作物产量, 又能减少对环境的有害影响(迪亚科诺等人, 2013年; 阿伦斯等人, 2010年; 塞拉等人, 2018年)。首先考虑农业中的灌溉, 它占美国淡水消费量的约36.7%(迪特, 2018年), 中国65%(达林等人, 2014年), 新西兰77%(赫德利和尤尔, 2009年)。这在一定程度上是因为作物需要大量的水来生长。例如, 高产的玉米作物每季需要60万加仑的水——大约相当于一个奥林匹克游泳池的容量(科米斯, 2011年)。然而, 采用精准农业实践, 如变率灌溉方法, 已被证明可减

少26.3%的用水量(赫德利和尤尔, 2009年)。同时, 从空气中固定氮来生产肥料是一个极其能源密集型的过程(盖林斯和帕门特, 2016年), 占美国年度二氧化碳排放量的近2%(里奇和罗泽, 2020年)。作物植物只能吸收肥料中30%-50%的氮(卡萨曼等人, 2002年), 这意味着超过一半的氮成为潜在的污染源, 如地下水污染、富营养化、酸雨、氨再沉积和温室气体(拉达等人, 2005年)。幸运的是, 精准农业实践已证明可提高氮使用效率(阿伦斯等人, 2010年; 古普塔和科斯拉, 2012年), 从而减少肥料的生产量和污染到环境中的量。

精确的土壤数据是精准农业的关键信息(Robert等人, 1995年)。特别是土壤中的水分含量(SU等人, 2014年)和各种化学分析物(Robertson等人, 1997年; Shahandeh等人, 2005年; Anthony等人, 2012年)的浓度对作物健康和产量有重大影响。这些特性在短距离内差异很大, 这就引出了一个问题: 土壤需要以何种空间密度进行采样才能捕捉到土壤

\*Corresponding author.

E-mail address: [paytongoodrich@berkeley.edu](mailto:paytongoodrich@berkeley.edu) (P. Goodrich).<https://doi.org/10.1016/j.compag.2022.107591>

Received 21 June 2022; Received in revised form 16 December 2022; Accepted 21 December 2022 Available online 27 December 2022

0168-1699/© 2022 Elsevier B.V. All rights reserved.

变异性？空间范围的一半——此后称为“半变异函数范围”（Bachmaier 和 Backes, 2008 年）——可以作为“经验法则”来考虑农业测量值的空间依赖性（Kerry 等人, 2010 年）。测量值  $Z$  的方差作为距离的函数，经验性地给出为：

$$\hat{\gamma}(\vec{h}) = \frac{1}{2} \cdot \frac{1}{N(\vec{h})} \sum_{i=1}^{N(\vec{h})} \left[ z(\vec{x}_i + \vec{h}) - z(\vec{x}_i) \right]^2 \quad (1)$$

其中  $\gamma(\vec{h})$  是方差,  $N(\vec{h})$  是测量值的

被测量的量  $Z$  在  $N(\vec{h})$  处由向量分隔的一对对比

众多研究已经确定了各种土壤特性在不同土壤条件下的空间范围（Robertson 等人, 1997 年；Shahandeh 等人, 2005 年；Anthony 等人, 2012 年；Kerry 等人, 2010 年；Longchamps 等人, 2015 年），这表明了半方差函数范围本身会因地理位置和采样方法的不同而有所变化（Kerry 等人, 2010 年）。最近, Longchamps 和 Khosla 分析并整理了文献中报道的众多土壤特性的空间范围（Longchamps 和 Khosla, 2017 年），在没有关于土壤的其他信息时，可作为传感器间距的有根据的估计值。

利用间距为半变异函数程长的农业传感器可以收集具有统计学代表性的土壤数据（Kerry 等, 2010）。从这些传感器收集的数据可以提供诸如可变率技术等管理技术的信息，这些技术适应农业田地的异质性，从而实现特定场地的管理（Kanter 等, 2019；Evans, 2001；Evans 等, 2013；Lo 等, 2017）。例如，农民可以根据特定场地的条件调整氮和水管理（Finger 等, 2019），这反过来会减少一氧化氮排放，增加产量，并减少肥料使用（Ahrens 等, 2010）。其他研究人员已经研究了将机器学习算法作为精确农业决策的工具（Jourdan 和 de Weck, 2004；Chlingaryan 等, 2018；Akbarzadeh 等, 2014；Patricio 和 Rieder, 2018；Sun 等, 2022）。然而，据我们所知，没有作者使用半变异函数程长来优化农业土壤传感器的放置。

由于许多传感器需要分布在农田中，以获取足够精细的数据来捕捉土壤的变化性，无人机在从传感器中采样数据方面比其他现有方法具有独特的优势（索伦森等人, 2017 年）。随着无人机和无人机配件变得越来越便宜，使用多个无人机同时绘制传感器地图已成为一种高效收集数据的诱人途径（托萨托等人, 2019 年；贝尔塔兰等人, 2022 年；佩雷拉等人, 2022 年）。机器学习算法是一种有前景的方法，用于生成飞行路径图，因为它们能够快速解决高度非凸问题，甚至作为数字孪生实时运行（佐迪, 2021b, a, 2022）。

这项工作开发了一种顺序间隙缩减（SGR）算法，用于确定农田中土壤传感器的最优分布。SGR 算法以半方差程为基础，在四种农田几何形状中解决最优传感器分布问题：圆形农田、矩形农田、兼具圆形和矩形特征的农田，以及从图像中确定形状的农田。最后，提出了一种使用无人机群对传感器测量进行采样的方法，并对其进行了特征描述。

## 2. 理论

### 2.1. 农业用地的数字化表达

类似于在现实世界中如何定义一个农田为一个位于某个位置的地理区域一样，一个农田的数字表示——或者说“模拟”——可以被定义为若干个离散的像素，其中每个像素的位置对应

于一个地理坐标，其大小对应于一个面积。文中讨论了三种以数字格式表示农田的方法。

对于可以用简单几何形状逼近的农田，比如矩形农田或中心枢转式灌溉农田，以数字形式表示农场是容易的。对于矩形农田，空间被离散成与物理农田的长度和宽度成比例的均匀像素网格。对于中心枢转式灌溉农田，农田被一个由均匀像素组成的正方形网格所包围。然后，对网格中的每个像素进行测试，以确定像素的坐标是否等于或小于物理农田的半径。这种技术在图 1A 中对矩形农田和图 1B 中对中心枢转式灌溉农田进行了演示。

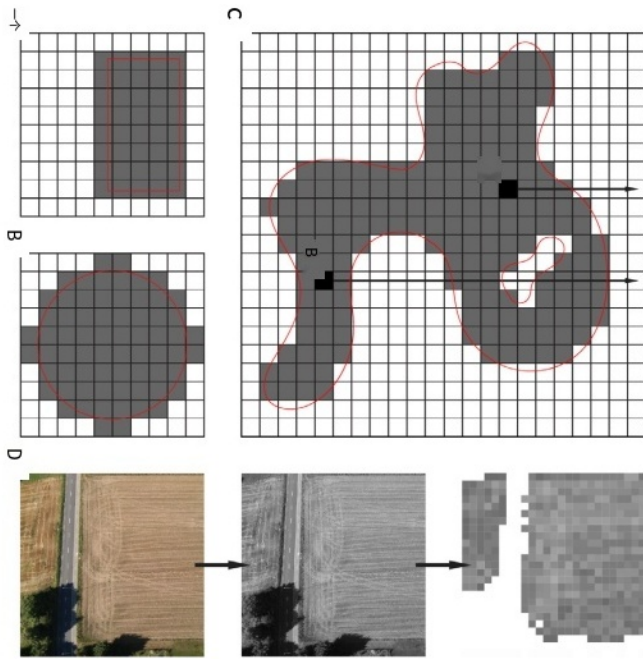
当农田的边界形状不规则时，农田的边界由一系列连续的坐标点组成，这些坐标点通过多项式曲线分段连接形成一个封闭的形状。采用光线追踪算法来确定一个像素是边界内还是边界外（Kumar 和 Bangi, 2018）。给定一个封闭的边界和一个空间中的点，如果从这个点向任何方向画一个无限向量，它将与边界相交奇数次，当且仅当这个点在封闭空间内，如图 1C 所示。除了边界上的点外，空间中的所有点都满足这一条件，而边界上的点必须明确确定。这样，每个像素的坐标都被用作一个点来确定一个像素是否在边界内，并将其添加到列表中。这种方法的更详细解释在补充材料中描述。

最后，农业用地的卫星或无人机可见光谱图像已经以数字化的像素化格式存储。此类图像和数据集广泛可从谷歌地球、NASA 地球观测站或美国农业部农田数据层等获取。计算机视觉技术能够区分农田中的耕地与障碍物（如道路、建筑物、树木和池塘），并将这些像素存储在一个列表中（TOMBE, 2020；Akbari 等, 2021）。这个过程如图 1D 所示。

在所有情况下，重要的是要注意单个像素所表示的物理尺寸。还应注意的是，由于每种方法都需要对场进行离散化，结果都是近似值，其精度与所使用的像素数量成正比增加。

### 2.2. 优化的传感器布局

在农业领域中，当使用尽可能少的传感器数量，使该领域的所有点都能通过该领域内传感器收集的数据进行统计表示时，就实现了传感器的最佳布局。对于给定的传感器，从该传感器收集的数据对于距离等于该传感器半变异函数范围的半径内的所有点都具有统计学意义（Kerry 等人, 2010 年）。因此，如果将农业领域视为前面所述的二维像素集合，可以将传感器建模为半径等于半变异函数范围的圆。使用这种定义进行最优传感器布局，该问题类似于圆包装问题。圆包装（或更广泛地说，“对象包装”）是数学中一个研究深入的领域，具有许多实际应用（Hifi 和 M'hallah, 2009 年）。对象包装旨在尽可能多地将某些对象放入一个域中，且对象之间不重叠。有几种算法旨在优化物体包装，例如随机顺序添加（Widom, 1966）、大都会算法（Metropolis 等人, 1953 年）和各种粒子生长方案（Donev 等人, 2005a, b）。对于二维中大小相等的圆，在六边形网格中的包装效率极限约为 91%（Steinhaus, 1999 年）。虽然圆包装几乎描述了模型问题，但有一个主要的警告：没有物理依据阻止圆（传感器）重叠。这种“软边界”使得通过允许重叠来实现对域的 100% 覆盖成为可能。如果唯一的目标是使有效面积覆盖最大化，



**图1.** 在数字域中定义农业田地的方法。(A) 矩形田地通过将田地离散化为与物理田地长度和宽度成比例的均匀像素网格来定义。(B) 中心枢转式灌溉田地通过在田地上叠加一个均匀的像素网格，并将所有坐标在枢转臂半径内的像素附加到田地像素列表中来定义。(C) 不规则形状的田地通过在田地上叠加一个均匀的网格，并将所有光线穿过奇数条边界的像素附加到田地像素列表中来定义。在这种情况下，像素a的光线穿过一条边界线，而像素b的光线穿过五条边界线。(D) 农业田地的数字图像在数字域中定义，但需要计算机视觉技术来确定图像中的哪些像素对应于可耕地。

在该区域内，人们可以简单地将传感器彼此相邻地分布，无需谨慎考虑。然而，传感器的成本、运行成本以及维护成本使得这种方法不合理，这就促使人们提出了以尽可能少的传感器实现最大区域覆盖的目标。

SGR 算法被开发出来，并被应用于在区域内放置传感器，以最小化每个传感器的覆盖半径的重叠。其一般流程如下：

1. **初始化：**在区域内随机选择一个像素，并在那里放置一个传感器
2. **生成：**在该区域内随机选择一个像素
3. **测试：**查看在该像素处放置的传感器是否会与已放置在区域中的任何其他传感器重叠。如果没有重叠，则将该像素添加到区域内已放置传感器的列表中。
4. **分数：**计算该设计的分数。
5. **重复：**如果分数低于阈值，则重复该算法。

该算法的最终结果是，传感器被放置在整个区域内，使得传感器放置在传感器之间的最大间隙中。这是通过将传感器之间的可接受距离增加一个小的量，然后在重复该过程之前多次尝试放置传感器来实现的。每个放置设计的适应度是通过传感器半变异函数范围内的场像素数量与场内总像素数量的比率来评分的。换句话说，场地面积中有多少百分比处于一个或多个传感器的半变异函数范围内？这个过程会不断重复，直到无法在设计中在所有其他传感器的范围之外放置传感器，或者直到整个场地面积完全被覆盖。该算法的流程图如图2A所示

，图2B所示的是在任意场形状中传感器放置演变的示意图。

### 2.3. 数据采样

为了做出明智的决策来分配资源用于土壤治理，必须在整个生长季期间定期采样或收集土壤传感器数据。当部署时，土壤传感器部分或全部埋在土壤中，使用常见的农业设备，如柱钻或便携式挖掘机。根据传感器的设计，数据可以通过多种方式进行传输。一种方法是通过硬连线连接，如USB或串行电缆。地下电缆网络会干扰常规的农业活动，但可以通过临时连接数据端口来采样传感器数据。然而，这需要数据读取设备与传感器直接接触，并需要中等精度的插入端口。更简单的数据传输解决方案是将收发器集成到传感器中，并使用RFID、低功耗蓝牙

(BLE)、Wi-Fi或类似技术无线传输数据。在这种情况下，数据读取设备只需在传感器的传输半径内即可采样传感器数据。一般来说，随着传输半径的增加，传感器的成本和复杂性会大幅增加。为了使这项技术在农业田间作业中具有实用性，传感器的相关成本需要最小化，因此短距离传输技术在规模上更可行（邓等人，2020年）。

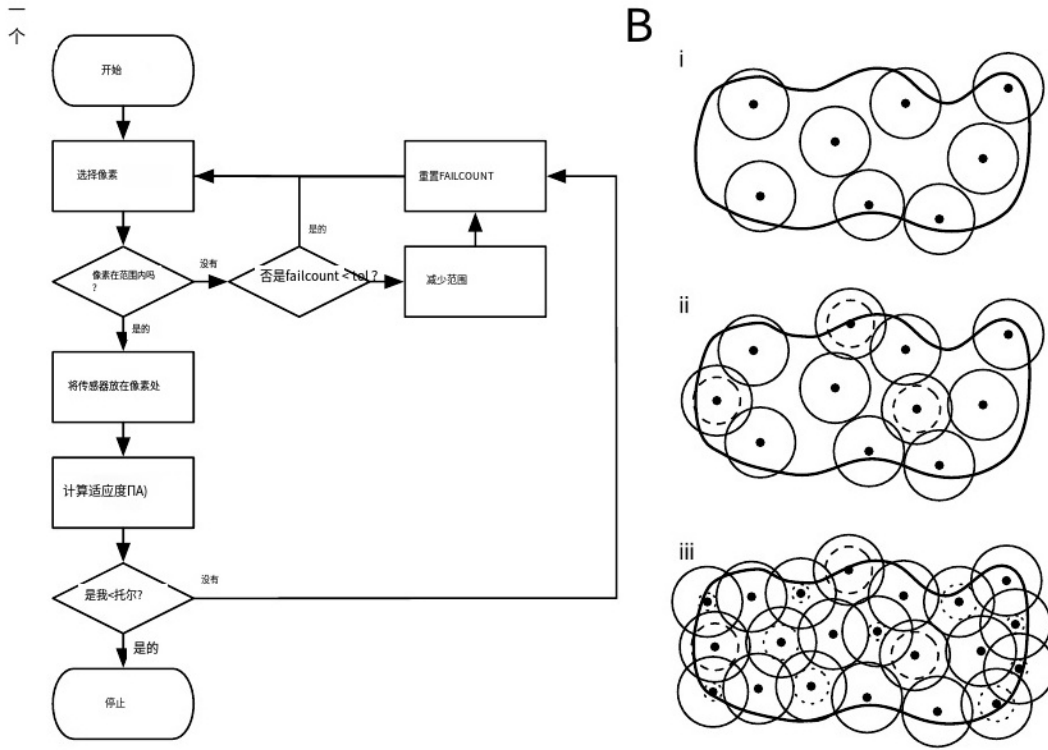
有几种选择来采样传感器数据。一种选择是使用配备读取器的地面机械（如拖拉机），在拖拉机经过上方时接收传感器数据。拖拉机非常适合在泥泞或不平坦的地面上行驶，但它们可能成本高昂，因为这类地面机械的燃油经济性可能较差。对于典型的芬特1050拖拉机型号，柴油消耗量可能达到每小时8加仑，覆盖一个大型农田可能需要一天的大部分时间（霍伊，2021年）。这还不包括雇佣操作员的成本。一个更吸引人的选择是使用无人驾驶车辆，如无人驾驶飞行器（UAV）或无人驾驶地面车辆（UGV）。无人驾驶车辆通常比典型的地面农业机械消耗更少的能源，并且由于其名称，它们可以远程操作，从而最小化劳动力和运营成本。在部署地面和空中车辆之间需要做出重要的区别。UGV通常比UAV更能承受各种天气状况，但它们只能沿着田行行驶，以避免损坏作物。另一方面，无人机可以直接在作物冠层上方从一个传感器移动到另一个传感器。由于小型无人机和无人机的能耗相似，无人机能够自由地在田间穿梭，这使得无人机比无人机更节能。假设土壤传感器内置无线收发器，无人机可以从传输半径内的任何地方从传感器采样数据，这意味着无人机在传感器周围的定位不必精确，天气对无人机位置的微小扰动对整体性能的影响较小。

多个无人机协同工作有可能进一步减少从现场每个传感器采样数据所需的时间和能量。此外，由于电池续航能力的限制，单个无人机可能难以扫描所有传感器。基于这些原因，为单无人机和多无人机群开发了一个飞行路径优化模型，以研究它们的权衡。

### 2.4. 飞行路径规划

开发了一个强大的基于代理的模型，用于为群体中的每架无人机生成飞行路径，以扫描模拟农业田野中的所有传感器。模拟确定了每架无人机的空中路线，以实现最优的飞行路径规划（Zohdi, 2019; Mueller）





**图2.** (A) 用于在数字化农田中放置传感器的连续间隙缩减算法的流程图。(B) 连续间隙缩减算法的示意图。(i) 首先，传感器以随机选择的像素添加到农田边界内，确保传感器之间的有效覆盖半径不重叠。传感器被表示为小黑圆，传感器的有效覆盖区域被表示为环绕传感器的实线。(ii) 一旦无法以这种方式添加更多传感器，传感器之间的允许最小距离会减小——用虚线表示——而传感器的有效覆盖区域保持不变。(iii) 这个过程会重复，直到所有间隙都已填补，并且农田边界内的所有像素都在至少一个传感器的有效覆盖半径内。

等人, 2015年)。在模拟框架中，每个无人机被称为“代理”，它具有独特的特征，决定了它如何与周围环境（如环境和其他无人机）进行交互。这些特征参数灵感来源于分子动力学物理学，其中每个代理都被建模为一个点质量粒子，受到系统内其他物体的吸引和排斥（Zohdi, 2021b）。框架的输入是场地的形状、代理的数量以及传感器的位置（目标）。根据场地的几何形状和传感器在该场地内的位置，框架会输出每个无人机轨迹的若干建议。代理遵循简化假设：

浮力、升力、阻力和重力的影响处于次要地位。

重要性可能会被忽视。

- 这些代理可以在三维空间的任何方向上移动。
- 这些粒子可以被理想化为质点。
- 特工们知晓所有目标、障碍物及其他（情况）的位置。

代理商；代理人

该框架在  $E_1$ 、 $E_2$  和  $E_3$  中基于固定的笛卡尔建模，其中无人机的位置  $R$ 、速度  $V$  和加速度  $A$  描述如下：

$$\begin{aligned} \mathbf{r} &= r_1 \mathbf{e}_1 + r_2 \mathbf{e}_2 + r_3 \mathbf{e}_3, \\ \mathbf{v} &= \dot{\mathbf{r}} = \dot{r}_1 \mathbf{e}_1 + \dot{r}_2 \mathbf{e}_2 + \dot{r}_3 \mathbf{e}_3, \\ \mathbf{a} &= \ddot{\mathbf{r}} = \ddot{r}_1 \mathbf{e}_1 + \ddot{r}_2 \mathbf{e}_2 + \ddot{r}_3 \mathbf{e}_3 \end{aligned} \quad (2)$$

分别而言。该框架的示意图如图 3A 所示。

施加在每个智能体  $I$  上的唯一力  $F$  是智能体的推进力，假设其大小恒定。因此，每个智能体的运动方程都使用牛顿第二定律来描述：

$$m_i \mathbf{a}_i = \mathbf{F}_{p,i} = F \mathbf{n}_i^* \quad (3)$$

其中  $M_{is}$  为智能体的质量， $A_{is}$  为智能体的加速度，而  $N_i$  是代理的推进向量

计算推进向量  $N_i$  时，必须知道一个智能体与其他智能体或传感器（以下简称“对象”）之间的距离。

在每个时间步长，模型计算对象之间的欧几里得距离，该距离定义为具有位置  $R_i$  的智能体  $I$  与系统中位于  $A_j$  的另一个对象  $J$  之间的距离：

$$d_{ij}^{\text{def}} = \|\mathbf{r}_i - \mathbf{A}_j\| = \sqrt{(r_{i1} - A_{j1})^2 + (r_{i2} - A_{j2})^2 + (r_{i3} - A_{j3})^2} \quad (4)$$

代理与其他物体之间的距离会影响其对特定物体的吸引力或排斥力的大小；距离远的物体对代理的影响应小于距离近的物体。因此，使用指数衰减函数来计算代理与物体之间的交互向量：

$$\hat{\mathbf{n}}_{i \rightarrow j} = \underbrace{(w_{att} e^{-c_{att} d_{ij}})}_{\text{attraction}} - \underbrace{(w_{rep} e^{-c_{rep} d_{ij}})}_{\text{repulsion}} \mathbf{n}_{i \rightarrow j} \quad (5)$$

其中， $W_{ATT}$  和  $C_{ATT}$  为吸引力项的权重和指数衰减系数， $W_{REP}$  和  $C_{REP}$  为斥力项的权重和指数衰减系数。 $N_{i \rightarrow j}$  为系统内每种对象的计算值，因此代理和传感器将各自具有与  $W_{ATT}$ 、 $C_{ATT}$ 、 $W_{REP}$  和  $C_{REP}$  相关的值。方向  $N_{i \rightarrow j}$  为代理  $I$  相对于对象  $J$  方向的单位法向量，其计算公式为：

$$\mathbf{n}_{i \rightarrow j} = \frac{\mathbf{A}_j - \mathbf{r}_i}{\|\mathbf{A}_j - \mathbf{r}_i\|} \quad (6)$$

一般来说，相对于斥力项，较大的吸引力项会导致向传感器对象净推进。智能体  $I$  与特定类型所有对象之间的总交互向量是它们所有交互向量的总和，如图 3B 所示。对于

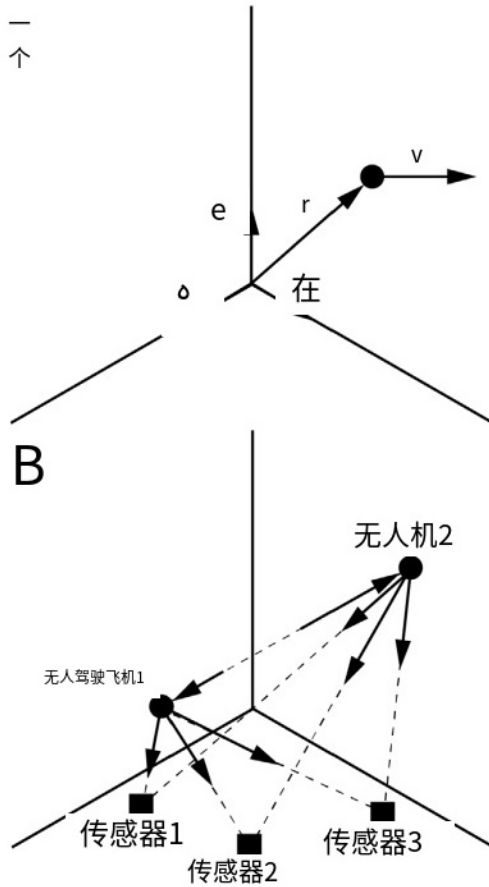


图 3. (A) 笛卡尔坐标系中单个智能体模型的示意图。(B) 两个智能体、三个目标系统中交互矢量的示意图。无人机加速度的瞬时方向将处于作用于无人机的吸引和排斥矢量的净方向上，其大小和方向会随着无人机在域内的移动而变化。

例如，由智能体 I 上的所有传感器给出的总交互向量为：

$$\mathbf{N}_i^s = \sum_{j=1}^{N_{sensors}} \hat{\mathbf{n}}_{i \rightarrow j}^s \quad (7)$$

其中  $N_{sensors}$  是系统中传感器的总数。类似的计算方法用于确定受其他所有代理影响的交互向量  $\mathbf{N}_i^a$ 。传感器和代理的总交互力的加权和被归一化，以给出最终的推进方向，即

$$\mathbf{n}_i^* = \frac{W_s \mathbf{N}_i^s + W_a \mathbf{N}_i^a}{\|W_s \mathbf{N}_i^s + W_a \mathbf{N}_i^a\|} \quad (8)$$

使用此框架，以下算法确定飞行路径：

- 初始化：**在模拟域内加载传感器位置数据，并将代理沿着域的一侧放置。为每个对象的吸引和排斥项在公式 (5) 中分配权重和指数衰减系数。
- 观察：**每个智能体都观察其周围环境，以计算吸引力项和排斥力项以及如公式 (3) 至 (8) 所述的最佳推进方向。
- 步骤：**每个智能体都将施加其推力，并朝着最优方向加速。
- 测试：**如果代理处于传感器的传输范围内，则该传感器被视为已扫描，并从域中移除。

如果一个代理处于另一个代理的“碰撞半径”内，那么这两个代理都将从域中被移除。

5. **重复：**如果域中存在未扫描的传感器，则重复该算法。

对代理与目标之间的交互向量的大小和范围进行了调整，以优化飞行路径，并对结果进行了模拟。在此模拟中，将映射传感器的数量最大化，同时将飞行时间和碰撞次数最小化。写成成本函数：

$$\Pi = W_1 \frac{N_{sensors} - N_{mapped}}{N_{sensors}} + W_2 \frac{t_{actual}}{t_{max}} + W_3 \frac{N_{crashed}}{N_{drones}} \quad (9)$$

其中， $N_{sensors}$  是场域中传感器的总数， $N_{mapped}$  是无人机测绘的传感器数量， $T_{actual}$  是无人机测绘传感器所花费的时间， $T_{max}$  是测绘允许的最长时间， $N_{drones}$  是无人机群中的无人机数量， $N_{crashed}$  是模拟期间相互碰撞的无人机数量。 $W_1$ 、 $W_2$  和  $W_3$  是给每个成本项的用户自定义权重。

采用了一种遗传算法来最小化成本函数，将交互向量的幅度和范围作为设计字符串。

### 3. 计算模型

#### 3.1. 农业用地的数字化表达

在地理坐标系中，对一块农田的二维问题进行了编码。首先，该问题的定义域表示为  $D$ ，

$$D = [N_{dp} \times 2 \text{ 值的向量}], \text{ 其中 } N_{dp} \text{ 是}$$

在考虑的域内的像素数量以及这两列分别是纵向和纬度坐标。同样，农田表示为  $F$ ，

$$F = [N_{fp} \times 2 \text{ 向量的} ]$$

其中， $N_{fp}$  表示场域和两列范围内的像素数量，分别对应纵向和纬度坐标。

#### 3.2. 优化的传感器布局

在整个区域内实现传感器优化是通过 SGR 算法实现的。该算法如下：

- 初始化：**对于给定的场像素向量  $F$ ，  
“选择随机”  
其中的像素并将其附加到  $S$  上 “ $a N_{sensors} \times 2$  传感器的向量”  
坐标，其中  $N_{sensors}$  是场域中传感器的数量。
- 生成：**在场  $F$  内随机选择一个像素， $P = (P_x, P_y)$
- 测试：**对于所有的  $SI$ ，其中  $SI = (S_x, S_y)$ ，如果  $\|P - SI\| \geq R_{sv}$ ，其中  $R_{sv}$  是传感器的半变异函数的范围，那么将  $P$  添加到  $S$  中。
- 分数：**将适应度计算为  $N_f$  到  $N_{fp}$  的比率，其中  $N_f$  是从任何传感器像素  $S_i$  到距离为  $R$  的像素内的像素数  $n_i^r$ 。
- 重复：**如果  $\Pi \leq TOL$ ，则返回步骤 2。

通过引入空间哈希，可以进一步提高算法的速度。空间哈希在补充材料中有进一步的讨论。

#### 3.3. 飞行路径规划

优化每个无人机飞行路径的系统参数的算法如下：

1. **种群生成**: 对于给定数量的无人机, NDRONES, 随机生成一个由  $G$  个遗传字符串组成的种群,  $\Lambda^i$ , ( $i = 1, 2, 3, \dots, G$ ):

$$\Lambda^i \stackrel{\text{def}}{=} \{\lambda_1^i, \lambda_2^i, \lambda_3^i, \lambda_4^i, \dots, \lambda_G^i\} \stackrel{\text{def}}{=} \{\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3, \dots, \lambda_G\}^i$$

$$\Lambda^i \stackrel{\text{def}}{=} \{w_{att}, w_{rep}, c_{att}, c_{rep}\}^i$$

2. **性能评估**: 计算每个字符串的适应度,  $\Pi(\Lambda^i)$ , ( $i = 1, \dots, G$ ):

$$\Pi(\Lambda^i) \stackrel{\text{def}}{=} W_1 \frac{N_{sensors} - N_{mapped}}{N_{sensors}} + W_2 \frac{t_{actual}}{t_{max}} + W_3 \frac{N_{crashed}}{N_{drones}}$$

3. **等级**: 根据每个字符串的成本输出  $\Pi$  对其进行等级排序, 等级 1 为性能最佳的设计字符串, 成本最低; 等级  $G$  为性能最差的字符串:

$$\Pi(\Lambda^i, i = 1, \dots, G)$$

$$\Pi(\Lambda^1) \leq \Pi(\Lambda^2) \leq \dots \leq \Pi(\Lambda^G)$$

4. **交配**: 将设计好的字符串进行交配以产生后代:

$$\Lambda^i \stackrel{\text{def}}{=} \Phi^{(1)} \Lambda^i + (1 - \Phi^{(1)}) \Lambda^{i+1}$$

$$\text{其中 } 0 \leq \Phi \leq 1$$

5. **基因消除**: 消除表现不佳的基因串, 保留顶级亲本和生成的子代
6. **种群再生**: 用新的基因库和新的随机基因串重复这个过程

这个过程会不断重复, 直到一个遗传字符串的性能  $\Pi(\Lambda^i)$ , ( $i = 1$ ) 低于容忍限值, 表明成本函数已被最小化。如果保留父字符串, 则成本函数  $\Pi$  的最小化在随着代数的增加而单调上升方面是有保证的, 即  $\Pi(\Lambda^{OPT}, I) \geq \Pi(\Lambda^{OPT}, I+1)$ , 其中  $\Lambda^{OPT, I+1}$  和  $\Lambda^{OPT, I}$  分别是来自第  $I+1$  代和第  $I$  代的最佳遗传字符串。如果在上述算法中不保留父字符串, 则有可能出现性能较差的子代取代性能较好的父代的情况。因此, 保留了最优的父代以供下一代的繁殖。

#### 4. 模拟

生成了四种类型农田的数字表达式, 以展示 SGR 传感器放置方法的灵活性和范围。首先, 生成了半径为半英里 (400 米) 的 50 公顷圆形农田。其次, 生成了 93 公顷的长方形农田。第三, 生成了边界有直边和曲边的 22 公顷农田。最后, 生成了来自像素图像的农田。对于所有模拟, 像素大小设定为 1 平方米。

接下来, 对于每种场地面积类型, 使用半方差函数程长为 40 米的 SGR 算法来确定最优传感器布局, 这是土壤硝酸盐的一个保守值 (朗尚普和科斯拉, 2017 年; 曹等人, 2012 年)。

随后, 将中心点旋转式灌溉田中土壤传感器的优化位置插入基于代理的模型中, 以确定不同规模的无人机组群的飞行路径。模拟参数如表 1 所示。在该模拟中, 假设传感器的传输半径为 2 米, 这与 RFID 标签的传输半径相当, 最近在其他农业监测应用中也有所体现 (邓等人, 2020 年; 哈丁等人, 2022 年)。

为了验证一群无人机比单个无人机表现更好这一假设, 针对 1 至 8 架无人机组成的群体规模进行了模拟。

#### 5. 结果与讨论

由 SGR 算法确定的传感器放置位置如图 4A-D 所示。在图 4A 中, 确定了半径为 400 米的圆形农田 (这是中心枢转式喷灌臂的常见长度, Evans, 2001) 中的传感器放置位置。图 4B 展示了对应于美国小家庭农场平均尺寸的长方形农田中传感器的最佳放置位置 (MacDonald 等人, 2013 年)。截至 2017 年, 小家庭农场占美国农场的 89% (Hellerstein 和 Vilorio, 2019 年)。图 4C 表明, SGR 算法能够适应并生成由几个边界点定义的任意农田形状的传感器放置位置。在图 4D 中, SGR 算法在从数字图像生成的农田中分布传感器。传感器放置得非常高效, 覆盖了图像的所有像素, 同时忽略了非农田像素的岛屿, 例如 “a” 和 “1” 中的像素。在实际应用中, 这张图像可以从卫星图像中获取, 例如谷歌地球、ArcGIS 或其他公开可用的数据集中提供的图像。

图 4E-H 展示了一种六边形网格传感器分布方案。六边形填充是迄今为止已知的最有效的填充方法, 并且圆形可以在二维中相互排列以完全覆盖。

一个在  $x$  方向上错位距离为  $R/3$  且在  $y$  方向上错位距离为  $2R/3$  的区域

在  $Y$  方向上

图 4I-L 展示了 SGR 和六边形填充方案在不同数量的传感器覆盖下的场域覆盖情况。对于圆形和矩形场域类型, 当覆盖率低于 95% 时, SGR 算法优于高效的六边形网格分布方案。然而, 在完全覆盖场域的情况下, 六边形填充方法可以用更少的传感器覆盖整个场域。这是因为 SGR 算法在每一步都优先考虑最大化场域覆盖率, 因此在域足够大时优于其他分布方案。但是, 如果场域形状相对简单并且需要完全覆盖, 那么六边形填充方法优于 SGR, 因为可以用更少的传感器覆盖整个场域。以这种方式分布传感器在场域操作中可能还有其他好处。传感器分布和维护比 SGR 放置方法更简单, 因为 SGR 放置方法需要校准的 GPS 和场域地图来初始放置传感器和后续维护事件。然而, 随着场域复杂性的增加, SGR 算法相对于六边形填充方法更具优势。覆盖图 4C 和 G 所示的用户自定义边界类型场所所需的传感器数量相同。对于由图 4D 和 H 所示的图像生成的场, SGR 算法在任何数量的传感器下都优于六边形填充方案, 如图 4L 所示, 并且与六边形填充方法相比, 仅需要 52 个传感器就能完全覆盖该场, 而六边形填充方法需要 59 个传感器。

为了验证采用优化飞行路径的无人机比传统的扫荡方法或无人地面车辆更节能, 对这三个路径进行了模拟, 模拟对象是一个 400 米中心枢转式灌溉场, 传感器分布采用 SGR 算法, 如图 5 所示。图 5A 展示了无人地面车辆的路径, 它被限制在穿越同心作物行之间, 以避免损坏正在生长的作物。行距各不相同, 但通常约为 0.5-0.75 米, 对于玉米来说, 行距通常约为 0.5-0.75 米, 对于较小的行作作物, 行距通常更小。由于这小于传感器的传输半径, 无人地面车辆不必遍历田野的每一行。相反, 有效行距被设定为 4 米, 以最小化无人地面车辆进行同心扫动的次数, 最终路径为 59.6 公里。如果传感器与更强的收发器配对, 如蓝牙或 WiFi 模块, 无人地面车辆在每次同心扫动中就可以跳过更多的行。然而, 这种模块的成本抑制了其使用, 在补充材料中给出了使用 RFID 的经济分析。图 5B 展示了使用传统扫荡方法的无人机扫描传感器的飞行路径。由于传输半径较短, 无人机必须急转弯才能覆盖所有传感器, 行程达 63.9 千米。



表1

飞行路径模拟参数

符号	类型	单位	价值	描述
$R_{FIEL}$	标量	m	400	中心支轴式灌溉田的半径
$R_{SDV}$	标量	m	40	半变异函数的程长
$R_{TRANSMISSION}$	标量	m	2	传感器传输半径
$N_{DRONES}$	标量	无	1 - 8	模拟中无人机的数量
$W_A$	标量	无	[1, 10]	搜索代理交互权重的搜索范围
$W_S$	标量	无	[1, 10]	传感器交互权重的搜索范围
$W - ATT, W + ATT$	标量	无	[0, 1]	吸引力项权重系数的搜索范围
$C_A$	标量	无	[0, 1]	吸引力项衰减系数的搜索范围
$W - REP, W + REP$	标量	无	[0, 1]	斥力项权重系数的搜索范围
$C_{ATT}^+$	标量	无	[0, 1]	斥力项衰减系数的搜索范围
$R$	标量	N	100	无人机推进力的量级
$P - C_{REP}^+$	标量	千克	5	无人机质量
$M$	标量	米/秒	10	无人机最大速度
$VAX$	标量	m	2	碰撞半径
$RCRAS$	标量	无	0.6	与映射传感器相关的成本函数权重
$W1$	标量	无	0.1	与映射速度相关的成本函数权重
$W2$	标量	无	0.3	与坠毁无人机相关的成本函数权重
$W3$	标量	无	0.05	对全球变暖适应 (GA) 的成本容忍度
$TOL$	标量	无	0.05	

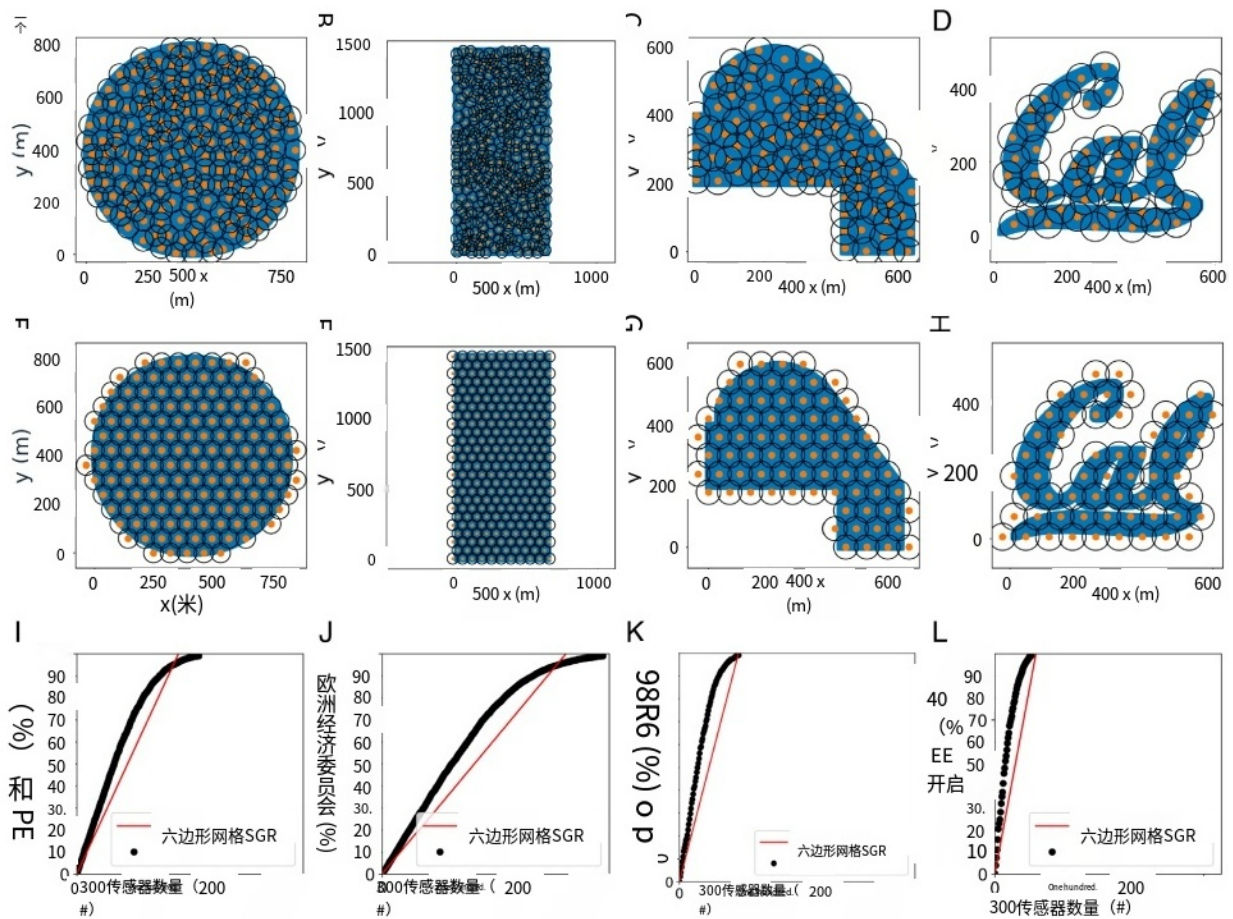


图 4. 使用 (A-D) SGR 算法和 (E-H) 六边形网格分布, 以 40 米的半方差程作为有效传感半径, 针对各种场型进行传感器放置。橙色的圆形标记表示传感器坐标, 传感器周围的黑色圆环表示传感器覆盖的半方差程。(A-D) 使用 SGR 算法对圆形场、矩形场、用户自定义边界以及从图像生成的场进行传感器放置。(E-H) 使用六边形网格间距对圆形场、矩形场、用户自定义边界以及从图像生成的场进行传感器放置。(I-L) 针对上述场型, 对应给定数量的传感器的有效场覆盖率绘图。黑色曲线是使用 SGR 算法的分布的场覆盖率, 而红线是六边形分布的场覆盖率。

飞行路径甚至比无人机的飞行路径还要长。最后, 单个无人机的优化飞行路径如图 5C 所示。当应用基于代理的优化模型时, 总路径长度减少到 11.4 公里。虽然基于代理的方法比传统的扫荡方法更节能, 但与无人机的比较更难进行, 因为无人机的耗电率与无人机不同。从路径长度和车辆平

均功率计算这三个场景的能耗, 忽略了启动和停止行为以及转弯的影响。无人机的总能量消耗为 165 千瓦时, 执行传统扫荡的无人机为 0.32 千瓦时, 采用优化飞行路径的无人机为 0.06 千瓦时。

为了确定从分布式传感器采样数据所使用的理想无人机数量, 针对  $n = 1 - 8$  的无人机群制定飞行路径

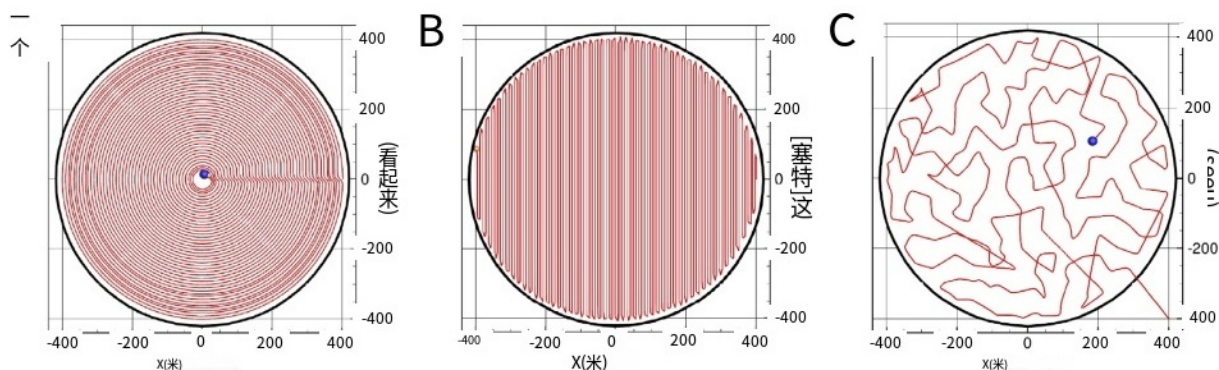


图5. 在400米半径的中心枢转式灌溉田中不同数据采样策略的比较。(A) 有人或无人驾驶的地面车辆被限制在作物行间穿行，以防止对作物的损害，在中心枢转式灌溉田中作物呈放射状分布。(B) 执行传统扫描扫描的无人机必须进行紧密的扫描，以扫描所有传感器。(C) 具有优化飞行路径的无人机比其他采样选项的路径明显更短，因此是最节能的。

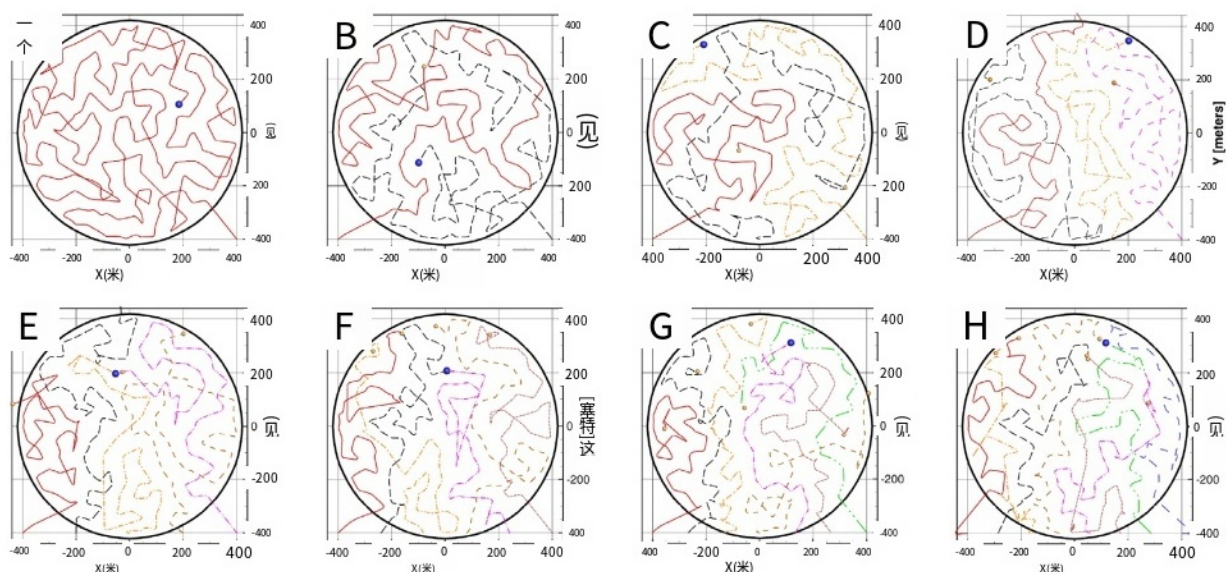


图6. 在半径为400米的中心轴式灌溉田中，分别扫描(A) 1只、(B) 2只、(C) 3只、(D) 4只、(E) 5只、(F) 6只、(G) 7只和(H) 8只机器人的无人机传感器的飞行路径。

无人机进行了模拟。不同大小群体的优化飞行路径如图6所示，总飞行路径长度和飞行时间如图7所示。图6A显示了单个智能体的飞行路径。图6B和C分别显示了两个和三个智能体群体的飞行路径。在这两种情况下，智能体经常相互交叉。随着群体规模的增加，如图6D所示的四智能体群体，智能体之间的交叉路径减少，每个智能体将区域划分为自己的区域，以扫描其中的传感器，这通常更高效，在干扰或GPS故障的情况下下更易发生意外碰撞。对于具有五个或更多传感器的群体，如图6E-H所示，由于智能体开始争夺相同的传感器，重叠现象更加明显。这些结果也可能取决于每个无人机的初始起始位置。在这个例子中，智能体被放置在边缘，并沿着域的宽度线性分布。然而，人们也可以选择让智能体从场地的圆周、场地的内部或单个点开始。错开出发时间也会改变飞行路径建议。

在图7中，展示了使用多智能体无人机群所带来的好处，其中不同颜色表示每个智能体在堆叠柱状图上的总能量消耗。随着智能体数量的增加，绘制所有传感器所需的时间减少。同时，随着无人机群中无人机数量的增加，它们各自的飞行

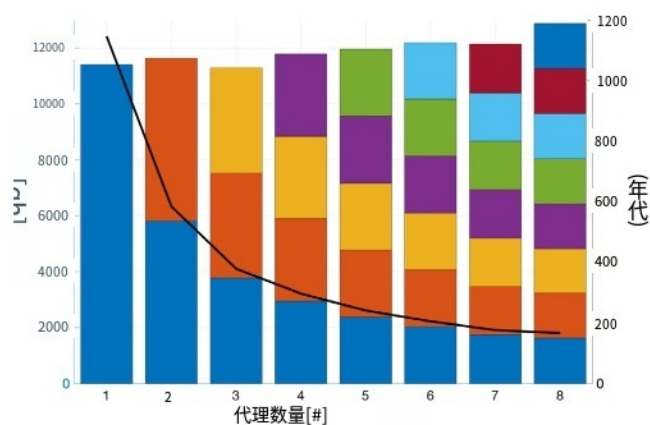


图7. 分轴图展示了在半径为400米的中心枢转式灌溉区域中， $n = 1 - 8$ 个智能体群的总行进距离（左）和读取所有传感器的飞行时间（右）。堆叠柱状图中的每个柱条显示每个智能体的行进距离。

对于所有模拟的群体规模，路径长度缩短了，而总的飞行路径保持相对一致。所行进的距离可以是



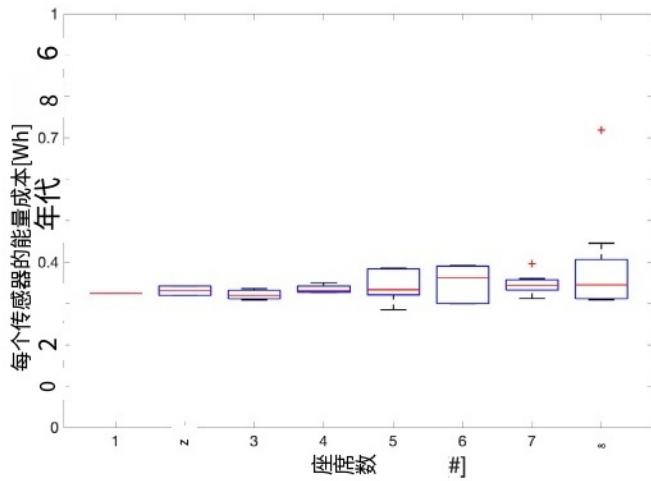


图8. 箱线图显示了每个扫描传感器的能耗方差。低方差表明每个目标的能耗量在所有代理之间均匀分布。较大的箱体大小对应于较大的方差。当模拟五个或更多代理时，无人机扫描的每个传感器的平均能耗存在显著的不平衡。这主要是由于多个代理“竞相”扫描同一传感器并形成“领导者-跟随者”行为，导致“跟随者”完全无效。

这与无人机消耗的燃料或电池电量有关，这意味着一群无人机消耗的能量与单个无人机相当，但扫描速度要快得多。

为了进一步分析群体规模的权衡，研究了无人机扫描每个传感器的能量消耗作为群体规模的函数，如图8所示。随着代理数量的增加，每个扫描传感器的总平均能量消耗没有显著变化。这与图7一致，图7显示，当无人机数量增加时，扫描所有传感器的总飞行路径也没有显著变化。然而，随着无人机数量的增加，每个扫描传感器的能量消耗的方差增加。在检查模拟时发现，这主要是由于一种情况，即几个代理会“竞相”扫描同一个传感器。然后，一旦该传感器被扫描并从域中移除，这些代理往往会继续相互竞争以扫描后续的传感器。这种“领导者-跟随者”行为是浪费的，因为代理消耗能量，从而在代理之间产生更多的冲突而不是合作。在这种情况下，四是无人机的最佳数量，因为这是没有表现出“领导者-跟随者”行为的最快扫描。

图9展示了在400米半径的中心枢转式灌溉田中，四个无人机群的飞行路径。从模拟域的边缘开始，无人机穿过中心枢转式灌溉田并采样分布式传感器，如图9A和B所示。最初，无人机寻找最近的传感器，因为它们具有最强的交互力。然而，随着飞行路径的继续发展（如图9C-F所示），未扫描的传感器数量逐渐减少，而更远距离传感器的相对吸引力逐渐增强。这一过程持续进行，直到最后一个传感器被扫描，如图9G所示，无人机返回初始位置。

由于飞行路径是通过遗传算法优化的，并且初始化是随机的，理论上每次执行模拟时结果都可能不同，即使使用相同的参数也是如此。例如，表2显示了在模拟四架无人机的情况下，表现最好的三个设计串的最优参数。对于像 $C_{REP}$ 这样的参数

AGENT

，这是

代理发出的斥力项的指数衰减系数，对于每个设计字符串，“最优值”实际上是相同的。同时，对于其他参数，例如 $C_{ATSENSOR}$ ，其数值会有所变化大约三分之一的搜索范围涵盖了设计字符串。虽然这可能看起来像是表明输出不稳定，但当对表现最佳的设计字符串的飞行路径进行模拟时，如图10所示，显然会发现所得飞行路径之间仅存在细微差异。这是因为遗传算法在快速解决高度多变量问题方面表现出色。此外，排名前三的飞行路径之间的相似性表明了该解决方案的稳健性。

## 6. 结论

对于任何农业田地几何形状，所提出的SGR算法在大多数情况下都能用比基于网格的分布更少的传感器来最大限度地覆盖农业田地。所提出的多智能体飞行路径规划能够有效且高效地为不同数量的无人机生成飞行路径，以扫描所有传感器。因此，农作物种植者可以使用本文所述的算法来确定在其自身田地内土壤传感器的最佳放置位置、从传感器采样数据的理想无人机数量以及它们的飞行路径。该框架可应用于变量率灌溉应用，以最大限度地提高作物产量并最小化环境污染。

上述框架用于确定一个半径为400米的中心枢转式灌溉田的最佳传感器布局，并模拟了不同规模的无人机群的飞行路径。在模拟场景中，四架无人机在能效和飞行时间之间实现了最佳平衡。使用多架无人机也显著

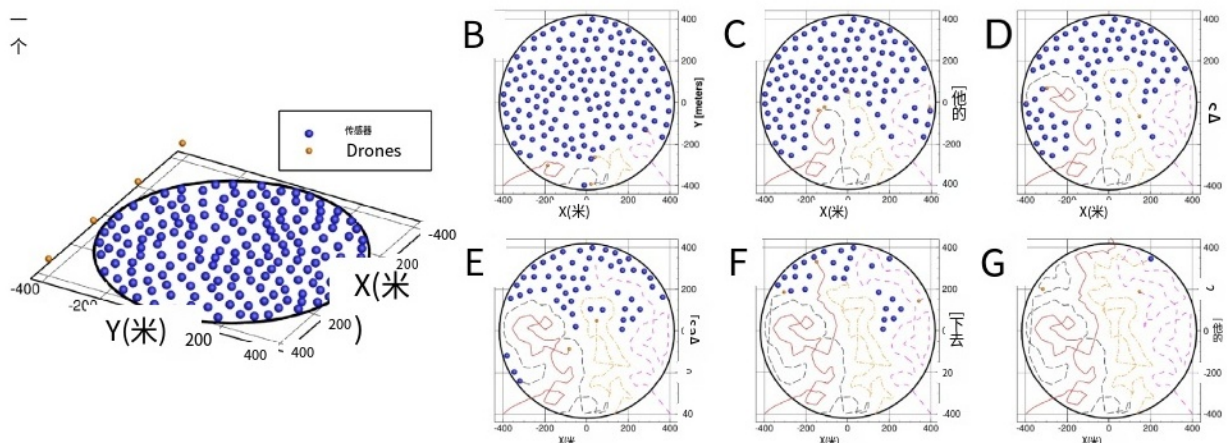


图9. 在一个半径为400米的中心枢转式灌溉田中，四个智能体群体的飞行路径序列。(A) 智能体和传感器的初始配置。(B - G) 在整个模拟时间内每个智能体飞行路径的发展情况。

表 2  
四架无人机飞行路径中表现最佳的三个设计串的最优参数。

$W_s$	$W_a$	$W_{SENSOR\_ATT}$	$W_{SENSOR\_REP}$	$C_A$	$C_B$	$W_{GENT\_ATT}$	$W_{GENT\_REP}$	$A_G$	$A_F$
2.38897	6.60861	0.38679	0.34980	0.41784	0.73018	0.28894	0.48590	0.69733	0.32812
2.38633	3.69574	0.36072	0.32646	0.35214	0.78264	0.29032	0.48498	0.72134	0.33702
2.42084	6.98402	0.39193	0.54399	0.69210	0.67569	0.27516	0.48624	0.68220	0.32287

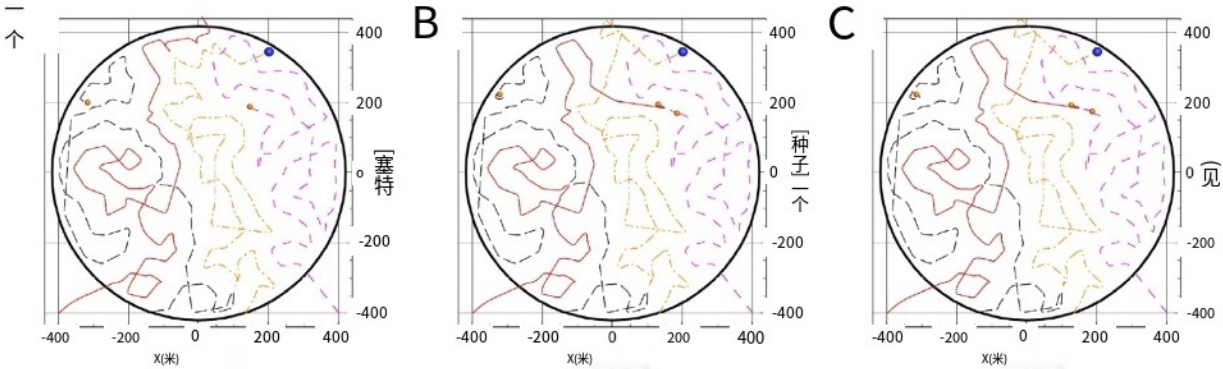


图 10. 在一个半径为 400 米的中心枢转式灌溉区域内，四智能体群体的前三个表现最佳的设计串的飞行路径。

与单独的无人机相比，减少了在区域内完成传感器扫描任务所需的总时间。

此处所示的无人机飞行路径映射未考虑拓扑特征或天气状况。对该框架的进一步扩展包括添加地形高度的变化以及与天气数据同步的风阻等额外的外部力，以获得更准确的数字孪生能力框架。

农业无人机飞行路径规划应用并不仅限于读取传感器。近年来，无人机在精准农业中发挥了更实际的作用，比如空中喷洒液体、固体和生物防治剂。2015年，美国联邦航空管理局批准了第一架能够喷洒农药的无人机，其油箱重量超过55磅。这一批准使得无人机能够迅速部署到土壤传感器指示的精确区域，减少灌溉径流和种子在不需要的区域的分散。飞行路径模型也可以针对果园收获等任务进行修改，无人机被编程从树上收集水果或坚果，并将其放入框中。

关于作者贡献的 CRediT 声明

佩顿·古德里奇：为“农田的数字化表达”和“优化传感器布局”部分生成代码和图表，为“结果与讨论”部分生成图表并撰写手稿。奥马尔·贝当古尔：为“飞行路径映射”部分生成代码和图表，为“结果与讨论”部分生成图表并撰写手稿。

利益冲突声明

作者声明，他们没有已知的会对其在本论文中所报告的工作产生影响的竞争性经济利益或私人关系。

数据可用性

如有需要，数据将提供。

致谢

图1D所示的农田无人机摄影数据来自公开可用的senseFly数据集。该数据集及类似数据集可通过<https://www.sensefly.com/education/datasets/>访问。本研究部分得到美国国家科学基金会研究生奖学金（DGE 1752814）和美国能源高级研究计划署（DE-AR0001013）的支持。本研究还得到美国农业部国家食品与农业研究所（AFRI Competitive, 2020-67021-32855/project accession no. 1024262）的支持。该研究通过AIFS：下一代食品系统人工智能研究所进行管理。<https://aifs.ucdavis.edu>。

附录 A. 补充数据

与本文相关的补充材料可在网上查阅，网址为 <https://doi.org/10.1016/j.compag.2022.107591>。

参考文献

Ahrens, T., Lobell, D., Ortiz-Monasterio, J., Li, Y., Matson, P., 2010. Narrowing the agronomic yield gap with improved nitrogen use efficiency: a modeling approach. *Ecol. Appl.* 20 (1), 91–100.

Akbari, Y., Almaadeed, N., Al-maadeed, S., Elharrouss, O., 2021. Applications, databases and open computer vision research from drone videos and images: a survey. *Artif. Intell. Rev.* 54 (5), 3887–3938.

Akbarzadeh, V., Lévesque, J.-C., Gagné, C., Parizeau, M., 2014. Efficient sensor placement optimization using gradient descent and probabilistic coverage. *Sensors* 14 (8), 15525–15552.

Anthony, P., Malzer, G., Zhang, M., Sparrow, S., 2012. Soil nitrogen and phosphorus behavior in a long-term fertilization experiment. *Agron. J.* 104 (5), 1223–1237.

Bachmaier, M., Backes, M., 2008. Variogram or semivariogram? Understanding the variances in a variogram. *Precis. Agric.* 9 (3), 173–175.

Bertalan, L., Holb, I., Pataki, A., Négyesi, G., Szabó, G., Kupásné Szalóki, A., Szabó, S., 2022. UAV-based multispectral and thermal cameras to predict soil water content – A machine learning approach. *Comput. Electron. Agric.* 200, 107262. <http://dx.doi.org/10.1016/j.compag.2022.107262>, URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0168169922005750>.

Cao, Q., Cui, Z., Chen, X., Khosla, R., Dao, T.H., Miao, Y., 2012. Quantifying spatial variability of indigenous nitrogen supply for precision nitrogen management in small scale farming. *Precis. Agric.* 13 (1), 45–61.

Cassman, K.G., Dobermann, A., Walters, D.T., 2002. Agroecosystems, nitrogen-use efficiency, and nitrogen management. *AMBIO: J. Human Environ.* 31 (2), 132–140.

- Chlingaryan, A., Sukkarieh, S., Whelan, B., 2018. Machine learning approaches for crop yield prediction and nitrogen status estimation in precision agriculture: A review. *Comput. Electron. Agric.* (ISSN: 0168-1699) 151, 61–69. <http://dx.doi.org/10.1016/j.compag.2018.05.012>, URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0168169917314710>.
- Comis, D., 2011. Growing crops and saving water in the west. *Agric. Res.* 59 (7), 12–14.
- Dalin, C., Hanasaki, N., Qiu, H., Mauzerall, D.L., Rodriguez-Iturbe, I., 2014. Water resources transfers through Chinese interprovincial and foreign food trade. *Proc. Natl. Acad. Sci.* 111 (27), 9774–9779.
- Deng, F., Zuo, P., Wen, K., Wu, X., 2020. Novel soil environment monitoring system based on RFID sensor and LoRa. *Comput. Electron. Agric.* 169, 105169. <http://dx.doi.org/10.1016/j.compag.2019.105169>, URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0168169919319222>.
- Diacono, M., Rubino, P., Montemurro, F., 2013. Precision nitrogen management of wheat. A review. *Agron. Sustain. Dev.* 33 (1), 219–241.
- Dieter, C.A., 2018. Water Availability and Use Science Program: Estimated Use of Water in the United States in 2015. Geological Survey.
- Donev, A., Torquato, S., Stillinger, F.H., 2005a. Neighbor list collision-driven molecular dynamics simulation for nonspherical hard particles. I. Algorithmic details. *J. Comput. Phys.* 202 (2), 737–764.
- Donev, A., Torquato, S., Stillinger, F.H., 2005b. Neighbor list collision-driven molecular dynamics simulation for nonspherical hard particles.: II. applications to ellipses and ellipsoids. *J. Comput. Phys.* 202 (2), 765–793.
- Evans, R.G., 2001. Center pivot irrigation. In: *Agricultural Systems Research Unit*, Vol. 1500. North Plain Agric. Res. Laboratory. USDN-Agric. Res. Service.
- Evans, R.G., LaRue, J., Stone, K.C., King, B.A., 2013. Adoption of site-specific variable rate sprinkler irrigation systems. *Irrigation Sci.* 31 (4), 871–887.
- Finger, R., Swinton, S.M., El Benni, N., Walter, A., 2019. Precision farming at the nexus of agricultural production and the environment.
- Gellings, C.W., Parmenter, K.E., 2016. Energy efficiency in fertilizer production and use. In: Gellings, C.W. (Ed.), *Efficient Use and Conservation of Energy*. In: *Encyclopedia of Life Support Systems*, pp. 123–136.
- Gupta, M., Khosla, R., 2012. Precision nitrogen management and global nitrogen use efficiency. In: *Proceedings of the 11th International Conference on Precision Agriculture*. Indianapolis, Ind, USA.
- Hardin, R.G., Barnes, E.M., Delhom, C.D., Wanjura, J.D., Ward, J.K., 2022. Internet of things: Cotton harvesting and processing. *Comput. Electron. Agric.* 202, 107294. <http://dx.doi.org/10.1016/j.compag.2022.107294>, URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0168169922006068>.
- Hedley, C.B., Yule, I.J., 2009. Soil water status mapping and two variable-rate irrigation scenarios. *Precis. Agric.* 10 (4), 342–355.
- Hellerstein, D., Vilorio, D., 2019. *Agricultural Resources and Environmental Indicators*, 2019. Tech. rep.
- Hifi, M., M' hallah, R., 2009. A literature review on circle and sphere packing problems: Models and methodologies. *Adv. Oper. Res.* 2009.
- Hoy, R., 2021. Nebraska summary S1150A for Fendt 1050. Institute of Agriculture and Natural Resources University of Nebraska–Lincoln, URL <https://digitalcommons.unl.edu/tractormuseumlit/3481/>.
- Jourdan, D.B., de Weck, O.L., 2004. Layout optimization for a wireless sensor network using a multi-objective genetic algorithm. In: *2004 IEEE 59th Vehicular Technology Conference. VTC 2004-Spring* (IEEE Cat. No. 04CH37514), Vol. 5. IEEE, pp. 2466–2470.
- Kanter, D.R., Bell, A.R., McDermid, S.S., 2019. Precision agriculture for Small-holder Nitrogen Management. *One Earth* 1 (3), 281–284. <http://dx.doi.org/10.1016/j.oneear.2019.10.015>, URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2590332219301290>.
- Kerry, R., Oliver, M., Frogbrook, Z., 2010. Sampling in precision agriculture. In: *Geostatistical Applications for Precision Agriculture*. Springer, pp. 35–63.
- Kumar, G.N., Bangi, M., 2018. An extension to winding number and point-in-polygon algorithm. *IFAC-PapersOnLine* 51 (1), 548–553.
- Ladha, J.K., Pathak, H., Krupnik, T.J., Six, J., van Kessel, C., 2005. Efficiency of fertilizer nitrogen in cereal production: retrospects and prospects. *Adv. Agron.* 87, 85–156.
- Lo, T.H., Heeren, D.M., Mateos, L., Luck, J.D., Martin, D.L., Miller, K.A., Barker, J.B., Shaver, T.M., 2017. Field characterization of field capacity and root zone available water capacity for variable rate irrigation. *Appl. Eng. Agric.* 33 (4), 559–572.
- Longchamps, L., Khosla, R., 2017. Precision maize cultivation techniques. In: *Achieving Sustainable Cultivation of Maize Volume 2*. Burleigh Dodds Science Publishing, pp. 127–157.
- Longchamps, L., Khosla, R., Reich, R., Gui, D., 2015. Spatial and temporal variability of soil water content in leveled fields. *Soil Sci. Am. J.* 79 (5), 1446–1454.
- MacDonald, J.M., Korb, P., Hoppe, R.A., 2013. Farm Size and the Organization of US Crop Farming. Tech. rep.
- Metropolis, N., Rosenbluth, A.W., Rosenbluth, M.N., Teller, A.H., Teller, E., 1953. Equation of state calculations by fast computing machines. *J. Chem. Phys.* 21 (6), 1087–1092.
- Mueller, M.W., Hehn, M., D' Andrea, R., 2015. A computationally efficient motion primitive for quadcopter trajectory generation. *IEEE Trans. Robot.* 31 (6), 1294–1310.
- Patrício, D.I., Rieder, R., 2018. Computer vision and artificial intelligence in precision agriculture for grain crops: A systematic review. *Comput. Electron. Agric.* 153, 69–81.
- Pereira, F.S., de Lima, J., Freitas, R., Dos Reis, A., Amaral, L., Figueiredo, G., Lamparelli, R., Magalhães, P., 2022. Nitrogen variability assessment of pasture fields under an integrated crop-livestock system using UAV, PlanetScope, and Sentinel-2 data. *Comput. Electron. Agric.* 193, 106645. <http://dx.doi.org/10.1016/j.compag.2021.106645>, URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0168169921006621>.
- Ritchie, H., Roser, M., 2020. *CO<sub>2</sub> and Greenhouse Gas Emissions*. Our World in Data, <https://ourworldindata.org/co2-and-other-greenhouse-gas-emissions>.
- Robert, P.C., Rust, R.H., Larson, W.E., 1995. Proceedings of site-specific management for agricultural systems: second international conference, march 27–30, 1994 thun-derbird hotel, 2201 east 78th st., minneapolis, MN: conducted by the department of soil science and minnesota extension service, university of minnesota. In: *2nd International Conference on Site-Specific Management for Agricultural Systems*, Minneapolis, Minn.(USA), 1994. American Society of Agronomy.
- Robertson, G.P., Klingensmith, K.M., Klug, M.J., Paul, E.A., Crum, J.R., Ellis, B.G., 1997. Soil resources, microbial activity, and primary production across an agricultural ecosystem. *Ecol. Appl.* 7 (1), 158–170.
- Sela, S., Woodbury, P., Van Es, H., 2018. Dynamic model-based N management reduces surplus nitrogen and improves the environmental performance of corn production. *Environ. Res. Lett.* 13 (5), 054010.
- Shahandeh, H., Wright, A., Hons, F., Lascano, R., 2005. Spatial and temporal variation of soil nitrogen parameters related to soil texture and corn yield. *Agron. J.* 97 (3), 772–782.
- Sørensen, L.Y., Jacobsen, L.T., Hansen, J.P., 2017. Low cost and flexible UAV deployment of sensors. *Sensors* 17 (1), 154.
- Steinhaus, H., 1999. *Mathematical Snapshots*. Courier Corporation.
- SU, S.L., Singh, D., Baghini, M.S., 2014. A critical review of soil moisture measurement. *Measurement* 54, 92–105.
- Sun, X., Fang, W., Gao, C., Fu, L., Majeed, Y., Liu, X., Gao, F., Yang, R., Li, R., 2022. Remote estimation of grafted apple tree trunk diameter in modern orchard with RGB and point cloud based on SOLOv2. *Comput. Electron. Agric.* 199, 107209. <http://dx.doi.org/10.1016/j.compag.2022.107209>, URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0168169922005245>.
- TOMBE, R., 2020. Computer vision for smart farming and sustainable agriculture. In: *2020 IST-Africa Conference (IST-Africa)*. IEEE, pp. 1–8.
- Tosato, P., Facinelli, D., Prada, M., Gemma, L., Rossi, M., Brunelli, D., 2019. An autonomous swarm of drones for industrial gas sensing applications. In: *2019 IEEE 20th International Symposium on "A World of Wireless, Mobile and Multimedia Networks" (WoWMoM)*. IEEE, pp. 1–6.
- Widom, B., 1966. Random sequential addition of hard spheres to a volume. *J. Chem. Phys.* 44 (10), 3888–3894.
- Zohdi, T., 2019. The Game of Drones: rapid agent-based machine-learning models for multi-UAV path planning. *Comput. Mech.* 65, 217–228.
- Zohdi, T., 2021a. A digital-twin and machine-learning framework for the design of multiobjective agrophotovoltaic solar farms. *Comput. Mech.* 68 (2), 357–370.
- Zohdi, T., 2021b. A digital-twin and machine-learning framework for ventilation system optimization for capturing infectious disease respiratory emissions. *Arch. Comput. Methods Eng.* 28 (6), 4317–4329.
- Zohdi, T., 2022. A digital-twin and machine-learning framework for precise heat and energy management of data-centers. *Comput. Mech.* 1–16.