

基于北斗的智能牲畜管理系统

【摘要】

随着市场经济的不断发展,我国养殖业得到了较大的发展,这不仅仅能极大地满足人们物质生活的需求,同时还能提高农牧民的经济效益。当前,人们越来越重视食品的绿色健康,这在一定程度上促进了散养牲畜产业的高速发展,与此同时,一些问题也随之而来,例如,牲畜容易丢失,不合群,有时会去祸害庄稼,受到恶劣自然天气的影响会生病等等,我们的北斗+智能生态应用项目,创新性的提出了基于北斗的自发电智能牲畜管理系统。本系统将北斗卫星定位系统,自发电装置,人工智能,无人机技术,物联网技术相互结合,实现了电子栅栏,自发电,恶劣天气预警,牲畜轨迹生成,牲畜受惊报警,无人机应急等功能,力求让农民足不出户进行放牧的同时拥有更高的经济效益。

【关键词】 智能放牧, 无人机, 物联网, 人工智能, 北斗

【Abstract】

With the continuous development of the market economy, our country's aquaculture industry has been greatly developed, which can not only greatly meet the needs of people's material life, but also improve the economic benefits of farmers and herdsmen. Nowadays, people are paying more and more attention to the green and healthy food, which has partly facilitated the rapid development of free-range livestock. At the same time, some problems have been incurred.

For instance, livestock out of group are easy to be lost, and sometimes harm crops. They also will be sick due to the impact of severe natural weather. Our project named "BeiDou + intelligent ecological application" has innovatively proposed a self-powered intelligent livestock management system based on BeiDou Navigation Satellite System. This system combines BeiDou satellite positioning system, self-power generation device, artificial intelligence, drone technology, and IOT technology to implement the features of electronic fences, self-power generation, severe weather warning, livestock trajectory generation, livestock frightened alarm, drone emergency and so on. Our project strives to make farmers and herdsmen enjoy higher economic benefits without leaving home while grazing.

【Key words】 Intelligent grazing, drones, IOT, artificial intelligence, BeiDou Navigation Satellite System(BDS)

目录

一、背景.....	3
二、系统综述.....	3
三、硬件组成.....	3
(一) 主控模块.....	3
(二) 太阳能发电板锂电池充电模块.....	4
(三) 北斗定位模块.....	4
(四) NB-IOT 模块.....	5
(五) Zigbee 模块.....	5
(六) 振动传感器.....	6
(七) 无人机.....	7
四、相关技术介绍.....	7
(一) RSSI 测距技术.....	7
(二) 基于改进粒子群优化的三点定位法.....	8
(三) 高斯混合聚类.....	11
(四) Yolov5 目标检测.....	15
(五) 根据经纬度获取天气状况.....	17
五、功能方案.....	18
(一) 牲畜定位.....	18
(二) 轨迹生成.....	21
(三) 跑散预警.....	22
(四) 电子栅栏.....	23
(五) 牛羊受惊报警.....	23
(六) 无人机查看牲畜状况.....	24
(七) 天气预警.....	24
(八) 牲畜位置预测.....	24
六、使用场景.....	25
(1) 应用场景 1.....	25
(2) 应用场景 2.....	25
(3) 应用场景 3.....	25
(4) 应用场景 4.....	25
(5) 应用场景 5.....	25
(6) 应用场景 6.....	25
七、应用展望.....	26
参考文献.....	26

一、背景

传统畜牧依靠纯人工圈养，由于人的精力和能力有限，看养规模和效率都存在无法突破的瓶颈，圈养的肉质往往被人诟病。而放养的肉质更接近野生环境，肉质口感远远在圈养之上，出货价格高，利润大。类似的成功模式有壹号土猪，采用放养和有机饲料，模拟野生养殖，受到市场热烈欢迎。

如今，中国有越来越多的养殖户想要改圈养为散养，但因为多种因素的限制，未能实现，本文希望提出一个基于北斗的智能牲畜管理系统，解决养殖户的问题。

二、系统综述

本文致力于提出一个基于北斗的自发电智能牲畜管理系统，实现电子栅栏，自发电，恶劣天气预警，牲畜轨迹生成，牲畜受惊报警，无人机应急等功能，为农牧民带来更高的经济效益。

系统主要有四部分实现：智能项圈，服务器端，用户端和无人机模块。
智能项圈部分用于获取牲畜的状态信息，并将这些信息通过 Zigbee 自组网技术，NB-IOT 技术以及北斗短报文技术发送至服务器。
服务器部分接收来自于智能项圈和用户端的数据，这些数据经过服务器处理之后会生成各种状态信息返回用户端。
用户端用于对服务器进行各种系统设定，并接收经过服务器处理后的牲畜状态信息。
无人机模块接收来自用户端的控制信息，可飞抵牲畜位置向用户端返回牲畜状况信息。

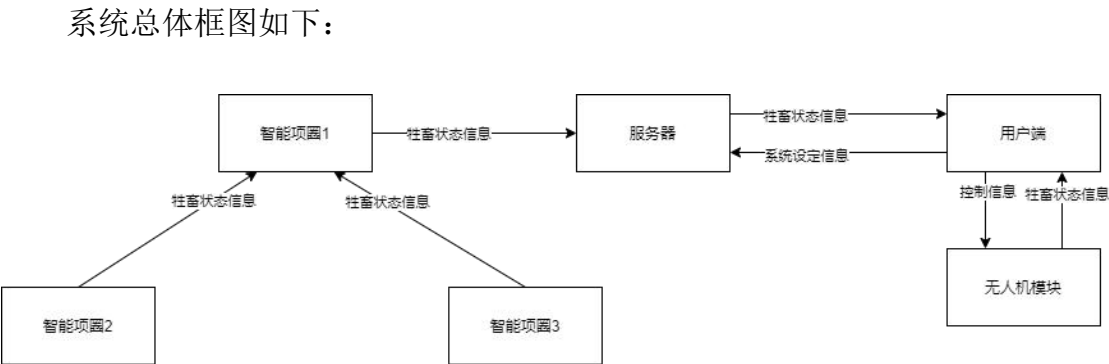


图 1 系统总体框图

三、硬件组成

（一）主控模块

STM32L0 系列器件实现了五种低功耗模式，采用超低功耗振荡器和电压调节器，可以大大降低单片机的低频功耗。片上模拟功能的最低工作电源电压为 1.8V。数字功能的最低工作电压为 1.65V，在电池电压降低时，可以延长电池供电时间。

本系统采用 STM32L051C8T6 RM 微控制器，以保证控制器在休眠时不会消耗大量电能，完成对于其余各模块的控制。



图 2 STM32L051C8T6 RM 微控制器

（二）太阳能发电板锂电池充电模块

太阳能发电板锂电池充电模块可从太阳电池板或其他光伏设备中获取尽可能多的电能，并将电能装入到可充电的锂电池当中。

在本系统中，我们使用 cn30651 发电模块将太阳能转化为电能存储于锂电池当中。

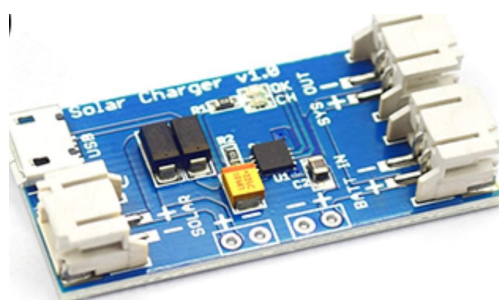


图 3 cn30651 太阳能发电模块

（三）北斗定位模块

北斗定位模块可用于实现定位、授时、短报文等功能。

本系统采用 BGM7014 北斗定位模块，其是基于北斗 RDSS 芯片研制而成的北斗通信四合一贴片式模块，模块包括低噪声放大器、功率放大器、射频芯片和基

带芯片。BGM7014 采用邮票贴封装，模块体积小、集成度高、功耗低、对外接口非常简单，主要应用于对体积、功耗要求甚高的北斗手持设备。

在本系统中，我们使用 BGM7014 实现对于牲畜的定位，并依托北斗短报文服务向服务器端发送牲畜位置信息。



图 4 BGM7014 北斗定位模块

（四）NB-IOT 模块

NB-IOT 领域是一个新兴的技术，支持低功耗设备在广域网的蜂窝数据连接，也被叫作低功耗广域网 (LPWAN)。NB-IOT 的待机时间长，可以保证对网络连接要求较高设备的高效连接。NB-IOT 设备电池寿命长，可直接部署于 GSM 网络、UMTS 网络或 LTE 网络，以降低部署成本、实现平滑升级。

本系统采用 M5311 无线通信模组，其是一款高性能低功耗 NB-IOT 无线通信模组，满足中国移动蜂窝物联网通用模组技术规范，具有全球同类产品中最小尺寸。M5311 支持 FOTA 、ONENET 协议、支持内置 SIM 芯片，支持 AA 干电池供电，为开发者提供丰富的外部接口和协议栈，用以提供完善的 NB-IOT 数据传输服务。

在本系统中，我们使用 M5311 模块将智能项圈接入广域网。



图 5 M5311 无线通信模组

（五）Zigbee 模块

Zigbee 是一项新型的无线通信技术，适用于传输范围短，数据传输速率低的一系列电子元器件设备之间的连接。ZigBee 无线通信技术可与数以千计的微小传感器相互间，依托专门的无线电标准达成相互协调通信的功能，ZigBee 无线通信技术还可应用于小范围的基于无线通信的控制及自动化等领域。

本系统采用美国德州仪器公司进口 cc2530 射频芯片，芯片内部集成 8051 单片机和无线收发器，并适用于 Zigbee 设计及 2.4GHZ IEEE 802.15.4 协议。E18 系列出厂带有 Zigbee 标准自组网协议，用户可对其进行二次开发。

在本系统中，我们使用 cc2530 模块实现智能项圈之间的信息传递。



图 6 Zigbee cc2530 射频芯片

（六）振动传感器

振动传感器可将振动信号转为电信号。

LDT0-028K 是一款具有良好柔韧性的传感器，采用 $28\mu\text{m}$ 的压电薄膜，其上丝印银浆电极，薄膜被层压在 0.125mm 聚酯基片上，电极由两个压接端子引出。当压电薄膜在垂直方向受到外力作用偏离中轴线时，会在薄膜上产生很高的应变因而会有高电压输出。当直接作用于产品而使其变形时，LDT0 就可以作为一个柔性开关，所产生的输出足以直接触发 MOSFET 和 CMOS 电路；增加质量块或者改变元件的自由长度都会影响传感器的谐振频率和灵敏度。LDTM-028K 采用悬臂梁结构，一端由端子引出信号，一端固定质量块，是一款能在低频下灵敏度高的振动传感器，配合压点薄膜传感器可以将振动信号转化为不同幅值的电压信号输出，放大倍数可调，响应速度快。

本系统使用 LDT0-028K 检测牲畜是否受惊，当检测到牲畜受惊高速奔跑时，该振动器发出电信号送至 stm32 微处理器。



图 7 LDT0-028K 振动传感器

（七）无人机

作为大疆无人机系列的入门首选，Mini 2 便携易用且安全可靠，集轻巧机身与强悍性能于一体。通过将该无人机与北斗卫星定位系统适配，依托大疆无人机自动导航技术，可将无人机一键导航至牲畜位置处查看牲畜位置信息，配合大疆 OcuSync 2.0 图传系统以及人工智能目标检测技术，可将牲畜实时图像信息传递回用户端，方便用户进行查看。



图 8 Mini 2 大疆无人机

四、相关技术介绍

（一）RSSI 测距技术

本系统使用 RSSI 测距原理结合 Zigbee 模块获取智能项圈间的距离。先给出关于 RSSI 重要的五个公式：

$$RSSI_i = A - 10n_{Ai} \lg(d_i), i = 1, 2, \dots, n \dots (1)$$

$$n_{Ai} = -\frac{RSSI_i - A}{10 \lg(d_i)} \quad i = 1, 2, \dots, n \dots (2)$$

$$d_i = 10^{-\frac{RSSI_i - A}{10n_{A_i}}} \quad i = 1, 2, \dots, n \dots \dots \dots (3)$$

$$RSSI = \frac{w_1 RSSI_1 + w_2 RSSI_2 + \dots + w_m RSSI_m}{w_1 + w_2 + \dots + w_m}, m \leq 3 \dots \dots \dots (4)$$

目前，无线信号传输中普遍采用 Shadowing 模型，式（1）由射频传播信号空间功率分布引起的衰减推导而来。RSSI 是距离 d_i 的对数函数线性模型，该函数近似自由空间 RSSI 衰减模型，通过引入参数考虑了非理想介质特性。

参数 A (dBm) 和 n_{A_i} ($i = 1, 2, \dots, n$) 是通过试验获得的且取决于无线信号传播环境特性的变量。参数 A (dBm) 是距离 d 为 1m 时的 RSSI 值， n_{A_i} ($i = 1, 2, \dots, n$) 是衰减系数，式（2）和式（3）可由式（1）推出。

为了提高定位系统的精度，在 RSSI 测量过程中采用了补偿滤波器。根据存在于环境中的射频干扰获得一组 RSSI 测量值，通过观察 RSSI 原始值的时间间隔可以获得更准确的 RSSI 值。加权均值滤波器通过等式（4）提供设定值中最重复的 RSSI 的平均值。在设定值中存在一些不同的 RSSI 值，但仅考虑最重复的值（1~3 个不同的值）。如果有 3 个以上重复的不同值，则设置值的变化太大，可以忽略此设置。式（4）中， w_i ($i = 1, 2, \dots, n$) 是 RSSI 值的重复次数，并且 $RSSI_i$ ($i = 1, 2, \dots, n$) 是 RSSI 重复值。从信号传播条件来看，根据试验设计一个信号电平阈值是必须的，该阈值允许将“好”测量值和“坏”测量值区分开。如果 w_i 大于测量值的 70%，则考虑 $RSSI = RSSI_i$ ；如果 $w_1 + w_2$ 大于测量值的 80%，则考虑 $m=2$ 。

（二）基于改进粒子群优化的三点定位法

本系统使用改进粒子群优化的三点定位法，解决未知点定位的问题。三点定位法研究的问题如下：

已知三个点坐标，现有一个待测点，已知它与三个已知点的距离，求解待测点的坐标，以下图为例：

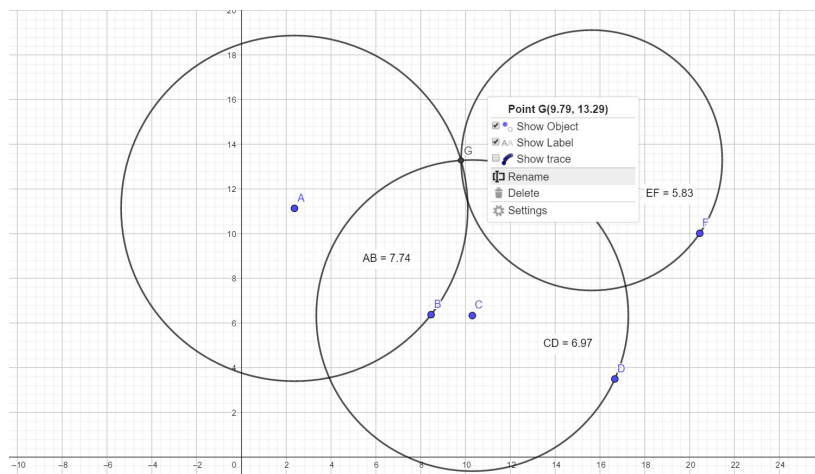


图 9 三点定位法演示图

易列出下面的方程组：

$$\begin{bmatrix} (x-x_1)^2 + (y-y_1)^2 \\ (x-x_2)^2 + (y-y_2)^2 \\ (x-x_3)^2 + (y-y_3)^2 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} r_1^2 \\ r_2^2 \\ r_3^2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}$$

系统应用于实际，必须要考虑误差，即三个圆可能不相交于一点，而是围成一片区域。所以引入误差：

$$\left\| \begin{bmatrix} (x-x_1)^2 + (y-y_1)^2 \\ (x-x_2)^2 + (y-y_2)^2 \\ (x-x_3)^2 + (y-y_3)^2 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} r_1^2 \\ r_2^2 \\ r_3^2 \end{bmatrix} \right\| = \begin{bmatrix} e_1^2 \\ e_2^2 \\ e_3^2 \end{bmatrix}$$

其中， $|(x-x_i)^2 + (y-y_i)^2 - r_i^2| = e_i^2$ ，衡量了待测点与已知点之间的实际距离和测量距离的误差，在求解待测点位置时，应尽可能的让 e_i^2 更小。利用误差平方和 $e = \sum_{i=1}^3 e_i^2$ 来衡量待测点坐标的准确性，为了求 e 的最小值，本系统采用粒子群算法。

在二维欧氏空间中随机生成 M 个粒子，并设置它们的初始位置：

$$X_i = (x_i^1, x_i^2, \dots, x_i^{N-1}),$$

选取的初始位置不宜与三个已知点距离过远，选取合适位置后，得到初始位置的每一维度的取值范围，

$$x_i^D \in [x_{min}^D, x_{max}^D], D = 1, 2, \dots, N-1$$

设置它们的初始速度以及速度各维取值范围：

$$V_i = (v_i^1, v_i^2, \dots, v_i^{N-1})$$

$$v_i^D \in [v_{min}^D, v_{max}^D], D = 1, 2, \dots, N-1$$

引用动态的惯性权值，采用非线性的二次曲线下降策略（微分下降策略），容易让粒子在初期扫描全局，在后期收敛到全局最优，同时采用动态的学习因子来优化算法，为了能及时跳出局部最优解，利用模拟退火的思想，以一定的概率接收更差的适应值，改进后的迭代公式为：

$$\begin{aligned} & V_i \\ &= \left[W_{max} - (W_{max} - W_{min}) \left(\frac{ep}{maxEpoch} \right)^2 \right] * V_i \\ &+ \left[C_{max} - (C_{max} - C_{min}) \frac{ep}{maxEpoch} \right] [r_1(P_i - X_i) + r_2(P_g - X_i)] \end{aligned}$$

通过上述算法，可以得到一个让 $e = \sum_{i=1}^3 e_i^2$ 取得最小值的点 Q ，其坐标就是待测点的坐标。

由于粒子群仍是个初值敏感的算法，考虑取平均来减小误差。

增加粒子数对三点定位问题的优化是很明显的，粒子数越多，就会有更多的粒子在取初值的时候直接落在最优解附近，所以收敛速度会非常的快，但是由于粒子数变多，计算量也随之上升。根据多次实验和经验总结，粒子数取 64-128 最为合适，通常在 15-50 轮迭代就可以收敛，得到误差不超过 0.1% 的解。

改进的粒子群算法的代码见（附件/动态权值退火粒子群算法.py）。

下图是粒子群在第 0，3，7，18 轮迭代的效果图：

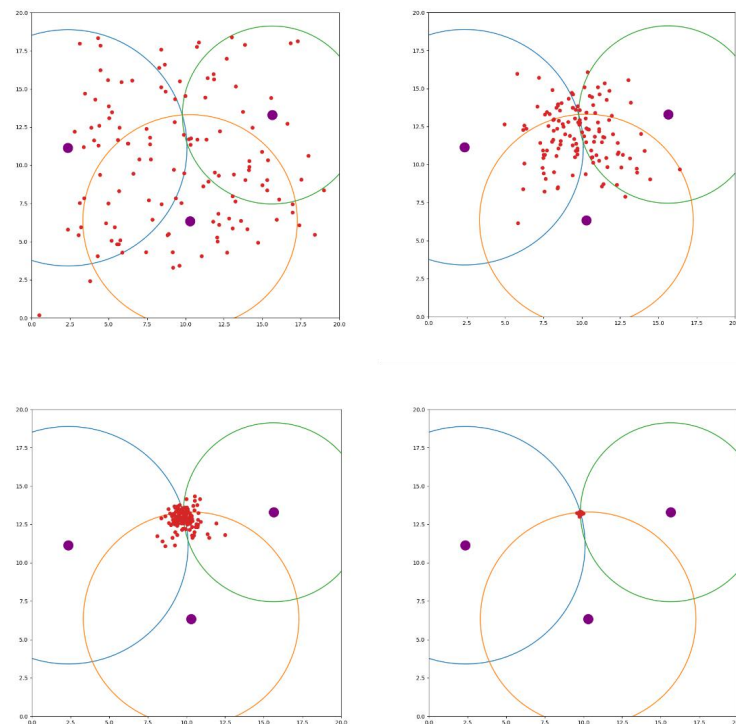


图 10 粒子群三点定位法在第 0，3，7，18 轮迭代的效果图

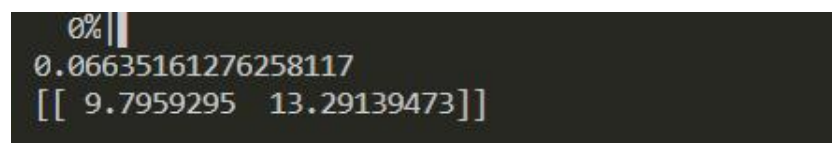


图 11 粒子群三点定位程序输出的结果

如图 10 和 11，128 个粒子经过 18 轮迭代就已经几乎收敛于一点，这个点就

是待测点的坐标值。

(三) 高斯混合聚类

高斯混合聚类算法旨在将空间中的点，按照密度和概率等因素划分为不同的类。本系统使用本算法，来划分牧场中的牲畜群落，以及对受惊跑散现象进行预警。

如果点的分布可以用类似椭圆球形的形状来划分簇的话，那么高斯聚类是比较理想的，高斯分布密度函数为：

$$g(x;\mu,\sigma) = \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^d|\sigma|}} e^{-\frac{1}{2}(x-\mu)^T\sigma^{-1}(x-\mu)}$$

这个式子的含义是 x 事件发生的概率密度，即点 x 在它应在的簇中的概率密度，对于 n 个点 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ ，它们在应属于的簇内的概率密度可以用所有密度函数的乘积来表示：

$$P(X;\mu,\sigma) = \prod_{i=1}^n g(x_i;\mu,\sigma)$$

本算法的目的是把这些点归属于它们应在的簇内，即这些点都大概率在它们的簇内，即让上式取最大值。

用 \ln 函数简化计算：

$$\begin{aligned} J(\mu,\sigma) &= \ln(P(X;\mu,\sigma)) = \ln\left(\prod_{i=1}^n g(x_i;\mu,\sigma)\right) = \sum_{i=1}^n \ln(g(x_i;\mu,\sigma)) \\ &= \sum_{i=1}^n \left[-\frac{d}{2} \ln(2\pi) - \frac{1}{2} \ln|\sigma| - \frac{1}{2} (x_i - \mu)^T \sigma^{-1} (x_i - \mu) \right] \\ &= -\frac{nd}{2} \ln(2\pi) - \frac{n}{2} \ln|\sigma| - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n [(x_i - \mu)^T \sigma^{-1} (x_i - \mu)] \end{aligned}$$

J 对 μ, σ 求偏导数：

$$\begin{aligned} \frac{\partial J}{\partial \mu} &= -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \left[\sigma^{-1} \frac{\partial((x_i - \mu)^T (x_i - \mu))}{\partial \mu} \right] = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \left[\sigma^{-1} \frac{\partial((x_i - \mu)^T (x_i - \mu))}{\partial (x_i - \mu)} \right] \\ &= \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n [\sigma^{-1} 2(x_i - \mu)] = \sigma^{-1} \left(\sum_{i=1}^n x_i - n\mu \right) = 0 \\ &\Leftrightarrow \mu = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \end{aligned}$$

$$\frac{\partial J}{\partial \sigma} = -\frac{n}{2} \frac{\partial \ln|\sigma|}{\partial \sigma} - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \frac{\partial((x_i - \mu)^T \sigma^{-1} (x_i - \mu))}{\partial \sigma}$$

$$\begin{aligned}
&= -\frac{n}{2}\sigma^{-1} - \frac{1}{2}\sum_{i=1}^n \left(\frac{\partial \sigma^{-1}}{\partial \sigma} (x_i - \mu)(x_i - \mu)^T \right) \\
&= -\frac{n}{2}\sigma^{-1} - \frac{1}{2}\sum_{i=1}^n (\sigma^{-1}\sigma^{-1}(x_i - \mu)(x_i - \mu)^T) = 0 \\
&\Leftrightarrow \sigma = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^n (x_i - \mu)(x_i - \mu)^T
\end{aligned}$$

由于高斯聚类适用于点在类椭圆区域的情况，所以要对其进行改进，引入带有加权的高斯密度函数来优化（下文以三个加权为例）：

$$p(x) = \alpha_1 g(x; \mu_1, \sigma_1) + \alpha_2 g(x; \mu_2, \sigma_2) + \alpha_3 g(x; \mu_3, \sigma_3)$$

$$\text{其中 } \alpha_1 + \alpha_2 + \alpha_3 = 1$$

令 $\sigma = \varsigma^2$ ，则单一高斯密度函数为：

$$g(x; \mu, \varsigma^2) = \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^d} \varsigma} e^{-\frac{(x-\mu)^T(x-\mu)}{2\varsigma^2}}$$

则所有点在各自簇内的概率为：

$$P(X) = \prod_{i=1}^n p(x_i)$$

则：

$$\begin{aligned}
J(\theta) &= \ln \left[\prod_{i=1}^n p(x_i) \right] \\
&= \sum_{i=1}^n \ln p(x_i) = \sum_{i=1}^n \ln [\alpha_1 g(x_i; \mu_1, \varsigma_1^2) + \alpha_2 g(x_i; \mu_2, \varsigma_2^2) + \alpha_3 g(x_i; \mu_3, \varsigma_3^2)]
\end{aligned}$$

利用贝叶斯公式引入符号：

$$\begin{aligned}
\beta_j(x) &= p(j|x) = \frac{p(j \cap x)}{p(x)} = \frac{p(j)p(x|j)}{p(x)} \\
&= \frac{\alpha_j g(x; \mu_j, \varsigma_j^2)}{\alpha_1 g(x; \mu_1, \varsigma_1^2) + \alpha_2 g(x; \mu_2, \varsigma_2^2) + \alpha_3 g(x; \mu_3, \varsigma_3^2)}
\end{aligned}$$

对 J 偏微分（具体计算过程不再给出）：

$$\frac{\partial J(\theta)}{\partial \mu_j} = \sum_{i=1}^n \beta_j(x_i) \left(\frac{x_i - \mu_j}{\varsigma_j^2} \right) = 0$$

$$\frac{\partial J(\theta)}{\partial \varsigma_j} = \sum_{i=1}^n \beta_j(x_i) \left[\frac{(x_i - \mu_j)^T (x_i - \mu_j)}{\varsigma_j^3} - \frac{d}{\varsigma_j} \right] = 0$$

得到：

$$\mu_j = \frac{\sum_{i=1}^n \beta_j(x_i) x_i}{\sum_{i=1}^n \beta_j(x_i)}$$

$$\varsigma_j^2 = \frac{1}{d} \frac{\sum_{i=1}^n \beta_j(x_i) (x_i - \mu_j)^T (x_i - \mu_j)}{\sum_{i=1}^n \beta_j(x_i)}$$

以上是 μ_j, ς_j 让 J 取极值的条件，还有三个未知数待求解： $\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3$ 。

使用拉格朗日乘数法，构造函数： $J_{new} = J + \lambda(1 - \alpha_1 - \alpha_2 - \alpha_3)$ ，则有：

$$\frac{\partial J_{new}}{\partial \alpha_j} = \frac{1}{\alpha_j} \sum_{i=1}^n \beta_j(x_i) - \lambda = 0$$

$$\Leftrightarrow$$

$$\alpha_1 \lambda = \sum_{i=1}^n \beta_1(x_i)$$

$$\alpha_2 \lambda = \sum_{i=1}^n \beta_2(x_i)$$

$$\alpha_3 \lambda = \sum_{i=1}^n \beta_3(x_i)$$

三个式子相加：

$$(\alpha_1 + \alpha_2 + \alpha_3) \lambda = \sum_{i=1}^n [\beta_1(x_i) + \beta_2(x_i) + \beta_3(x_i)]$$

$$\Leftrightarrow$$

$$\lambda = \sum_{i=1}^n 1 = n$$

$$\Leftrightarrow$$

$$\alpha_j = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \beta_j(x_i), j = 1, 2, 3$$

这些结论都不失一般性，即对于欧式空间中的 n 个点 x_1, x_2, \dots, x_n ，若高斯混合分量有 k 个，则有以下结论：

$$\mu_j = \frac{\sum_{i=1}^n \beta_j(x_i) x_i}{\sum_{i=1}^n \beta_j(x_i)}$$

$$\varsigma_j^2 = \frac{1}{d} \frac{\sum_{i=1}^n \beta_j(x_i) (x_i - \mu_j)^T (x_i - \mu_j)}{\sum_{i=1}^n \beta_j(x_i)}$$

$$\alpha_j = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \beta_j(x_i), j = 1, 2, \dots, k$$

得到高斯混合聚类算法:

Algorithm 1 高斯混合聚类算法

输入: 样本集 $D = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ (k 也是簇的个数)

过程:

- 1: 初始化高斯混合分布的模型参数 $\{(\alpha_j, \mu_j, \sigma_j) | 1 \leq j \leq k\}$
 - 2: **Repeat**
 - 3: **for** $i = 1, 2, \dots, n$ **do**
 - 4: 计算 $\beta_j(x_i) = \frac{\alpha_j g(x_i; \mu_j, \varsigma_j^2)}{\alpha_1 g(x_i; \mu_1, \varsigma_1^2) + \alpha_2 g(x_i; \mu_2, \varsigma_2^2) + \alpha_3 g(x_i; \mu_3, \varsigma_3^2)} (1 \leq j \leq k)$
 - 5: **EndFor**
 - 6: **for** $j = 1, 2, \dots, k$ **do**
 - 7: 根据 $\mu_j = \frac{\sum_{i=1}^n \beta_j(x_i) x_i}{\sum_{i=1}^n \beta_j(x_i)}$, $\sigma_j = \frac{1}{d} \frac{\sum_{i=1}^n \beta_j(x_i) (x_i - \mu_j)^T (x_i - \mu_j)}{\sum_{i=1}^n \beta_j(x_i)}$, $\alpha_j = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \beta_j(x_i)$ 计算新的 $\mu'_j, \sigma'_j, \alpha'_j$
 - 8: **EndFor**
 - 9: 更新模型参数
 - 10: **Until** 满足停止条件
 - 11: $C_i = \emptyset$
 - 12: **for** $i = 1, 2, \dots, n$ **do**
 - 13: 根据 $l_i = \operatorname{argmax}_{j \in \{1, 2, \dots, k\}} (\beta_j(x_i))$ 确定簇标记, 并把 x_i 划入 C_{l_i}
 - 14: **EndFor**
 - 15: **return** result C
- Output:** 簇划分 $C = \{C_1, C_2, \dots, C_k\}$
-

图 12 高斯混合聚类算法

高斯混合聚类算法代码见 (附件/高斯混合聚类算法.py)。

150 个点划分为六类, 取前 40 轮的结果如下:

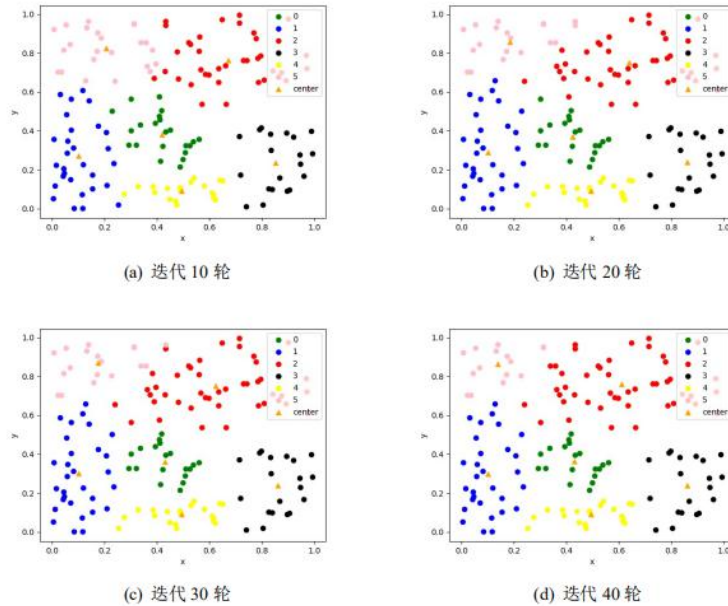


图 13 高斯混合聚类 150 点 40 轮模拟结果

可以观察到，150 个点在空间中被分为了颜色不同的六部分，可以在一定程度上反映出点的分布。如果我们给这些点在一开始就录入种类信息（牲畜的品种），通过遍历每种颜色点集，查看是否含有异类的点（牲畜），就可以检测出“落单”的点。

我们可以通过对比两个时间点的聚类分布，来反应点是否有“跑散”现象。

（四）Yolov5 目标检测

本系统使用 Yolov5 目标检测技术结合无人机模块实现对于牲畜生活状况的监测。

Yolov5 是当下最流行的目标检测算法。其具有轻量级的巨大优势，相比其他目标检测模型，其体积更小、精度更高、对算力的要求低、适合于嵌入式设备，大大降低了设备的能耗。

Yolov5 目标检测模型训练流程如下：

① 下载源码

源码下载如下：<https://github.com/ultralytics/Yolov5>

② 下载官方模型(.pt 文件)

③ 配置虚拟环境

```
创建虚拟环境：conda create -n Yolov5 python==3.7  
进入环境：conda activate Yolov5  
安装所需库：pip install -i https://pypi.tuna.tsinghua.edu.cn/simple -r requirements.txt
```

④ 准备数据集

数据集使用 kaggle 数据集 包含十种动物：狗，猫，马，大象，蝴蝶，鸡，牛，羊，蜘蛛，松鼠。链接如下：

<https://www.kaggle.com/alessiocorrado99/animals10>

⑤ 使用 LabelImage 标注数据集

LabelImage 可用于神经网络中训练样本的标签标定，其标注被按照 ImageNet 所使用的 PASCAL VOC 格式存成 XML 文件。

⑥制作 voc 数据集

由 LabelImage 生成的 xml 文件生成 txt 文件作为 label 标签，每个图像文件对应一个 txt 文件，txt 文件每一行为一个目标的信息，格式为：

类别 xmin xmax ymin ymax

同时生成三个 txt 文件：train.txt，val.txt，test.txt，分别存储所有训练集，验证集，测试集图像的绝对路径。

⑦新建 coco.yaml

```
download: bash data/scripts/get_coco.sh
train: train.txt
val: val.txt
test: test.txt
nc: 10
names: ['Dogs', 'cats', 'horses', 'elephants', 'butterflies',
'chickens', 'cattle', 'sheep', 'spiders', 'squirrels']
```

⑧模型选择

Yolov5 按大小分为四个模型 Yolov5s、Yolov5m、Yolov5l、Yolov5x，这四个模型的性能表现见下图：

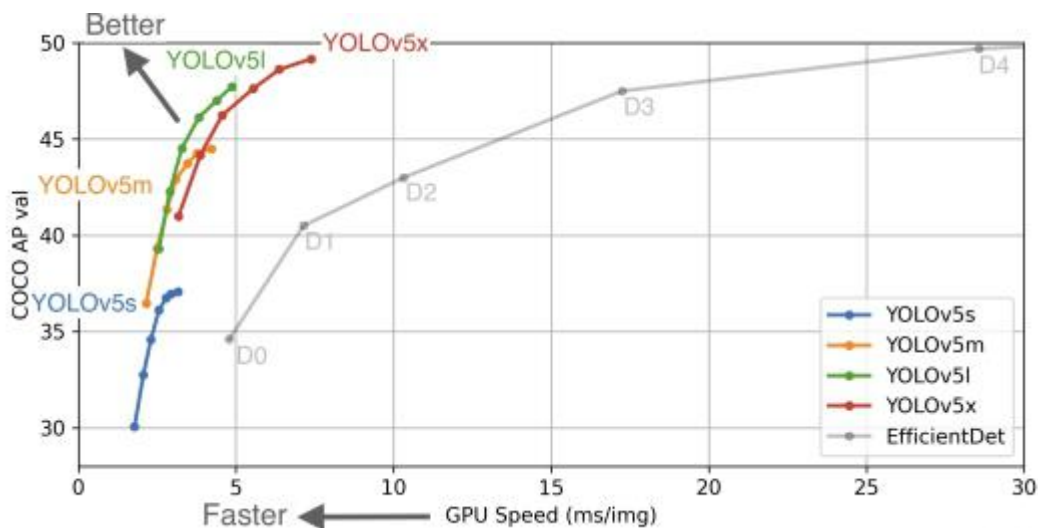


图 14 Yolov5s、Yolov5m、Yolov5l、Yolov5x 四个模型的性能表现

上图为基于 5000 张 COCO val2017 图像进行推理时，每张图像的平均端到端时间，batch size = 32，GPU: Tesla V100，这个时间包括图像预处理，FP16 推理，后处理和 NMS（非极大值抑制）。

随着架构的不断增大，每张图片推理时间不断增大，为缓解服务器端压力，我们采用 Yolov5s 模型训练，修改 model 文件夹下的 Yolov5s.yaml 文件，将 nc

改为 10。

Yolov5s 结构图如下：

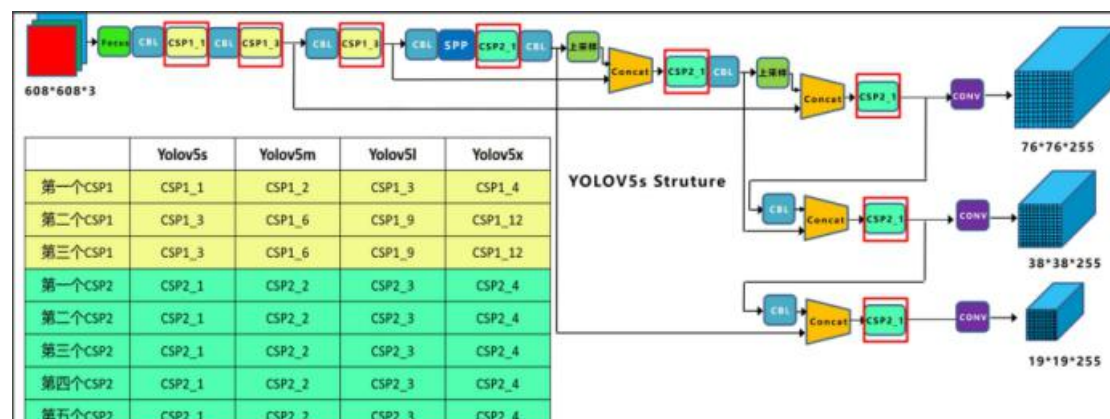


图 15 Yolov5s 结构图

随后运行命令即可：

```
python train.py --img 640 --batch 16 --epochs 50 --data ./data/coco.yaml
--cfg ./models/Yolov5s.yaml --weights Yolov5s.pt
```

训练五十轮后结果如下：

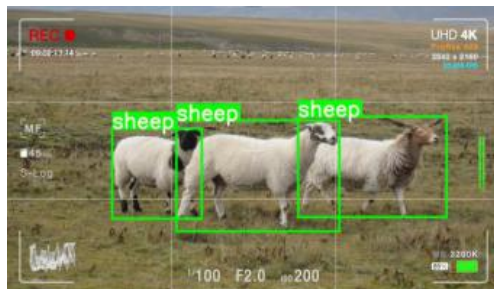


图 16 yolov5s 50 轮效果图 1

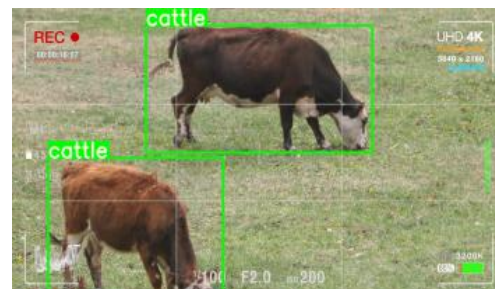


图 17 yolov5s 50 轮效果图 2

训练 50 轮之后训练效果较为良好。

(五) 根据经纬度获取天气状况

接口地址：[\[https://devapi.qweather.com/v7/weather/now\]](https://devapi.qweather.com/v7/weather/now)

返回格式：json

请求方式：get

参数如下：

名称	类型	必填	说明
location	string	必填	2. 经纬度格式： 经度，纬度（经度在前纬度在后，英文，分隔，十进制格式，北纬东经为正，南纬西经为负

表 1 天气 API 参数表

五、功能方案

（一）牲畜定位

考虑到成本问题，我们对于用户希望获取每只牲畜的实时位置信息的需求提出了两套解决方案。

方案一

为每只牲畜配备一个智能项圈，此处我们将一个智能项圈称为一个节点。

节点硬件构成如下，包括 stm32 微处理器、北斗定位模块、自发电模块、振动模块、NB-IOT 模块、Zigbee 模块：

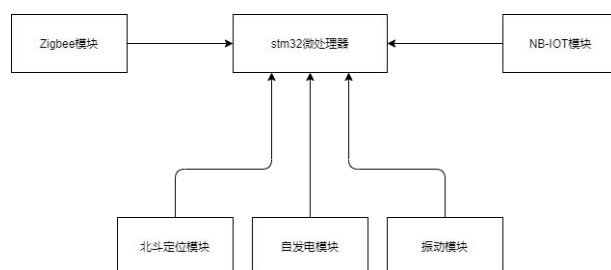


图 18 牲畜定位方案一节点硬件构成图

为每个节点赋一个唯一 id，id 号从 000000 开始，依次递增。

所有节点均可由北斗定位模块获得当前的项圈的位置信息，后通过 Zigbee 自组网技术将所有节点的位置信息汇集到 id 号为 000000 的节点，由该节点将所有信息位置传递回服务器端。

流程图如下：

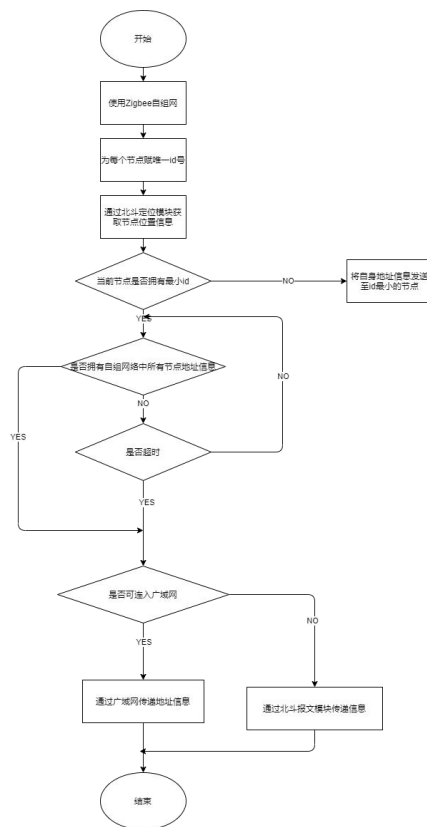


图 19 牲畜定位方案一流程图

该方案的优点是能实时获取到所有牲畜的准确位置信息，当某只牲畜与大部队走散时，用户依然可以通过北斗短报文功能、GSM 网络、UMTS 网络、LTE 网络获取到走失牲畜的实时位置，缺点是成本相对较高。

方案二

为牲畜群落配备至少三个主智能项圈和多个从智能项圈，此处分别称为主节点和从节点。

主节点硬件构成如下，包括 stm32 微处理器、北斗定位模块、自发电模块、振动模块、NB-IOT 模块、Zigbee 模块：

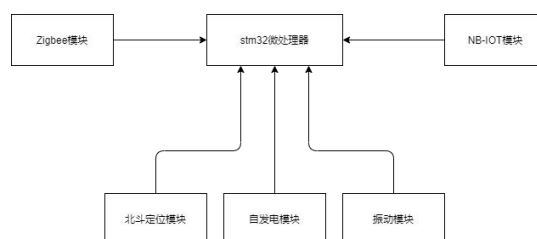


图 20 牲畜定位方案二主节点硬件构成图

从节点的硬件构成如下，包括 stm32 微处理器、自发电模块、振动模块、Zigbee 模块：

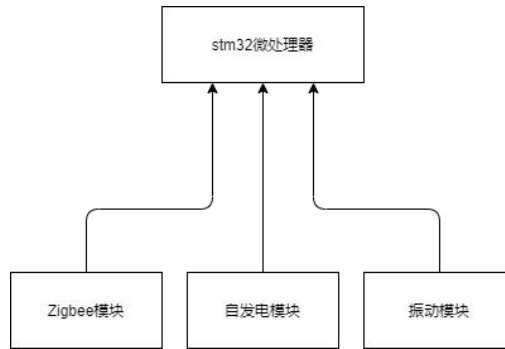


图 21 牲畜定位方案二从节点硬件构成图

我们为每个节点赋一个唯一 id，主节点 id 号从 000000 开始，依次递增，从节点 id 号从 100000 开始，依次递增。主节点通过北斗定位模块获得位置信息，从节点通过 Zigbee 无线传感器网络定位技术获取位置信息。其后使用 Zigbee 自组网技术将所有节点的位置信息汇集到 id 号为 000000 的主节点，由该主节点将信息传递回服务器端。

流程图如下：

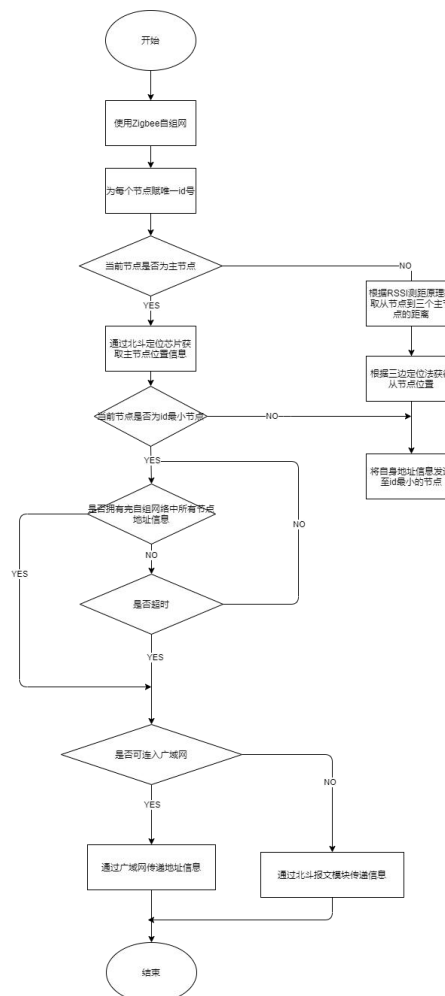


图 22 牲畜定位方案二流程图

该方案优点是通过 Zigbee 模块测定从智能项圈位置，成本较低，但定位不够准确，且无法获得失联从节点位置信息。

（二）轨迹生成

针对上文牲畜定位的两种方案，牲畜轨迹生成功能给出两种不同实现。

方案一：描绘每一个节点的轨迹

配合上文牲畜定位的方案一，服务器端根据北斗芯片返回的各节点的精确地址信息，描绘每一个节点的轨迹图，并将轨迹图发送至用户端。

方案二：描绘分组的轨迹

配合上文牲畜定位的方案二，取两个极近的时间点 t_0, t_1 ，从服务器获取通过三点定位法得到的位置信息，对所有节点做聚类，得到 t_0, t_1 的两个聚类结果，每个结果都包含若干个分组信息。

对每个结果，统计每个分组中节点的数量，取节点数量最多的一个分组的中心点作为轨迹生成的参考点。

下面左图表示的就是在 t 时间（ t 很小）内位置的变化，连接两个时间点的分组中心，生成线段，将之作为 t 时间内一个分组的轨迹。

具体流程如下右图所示：

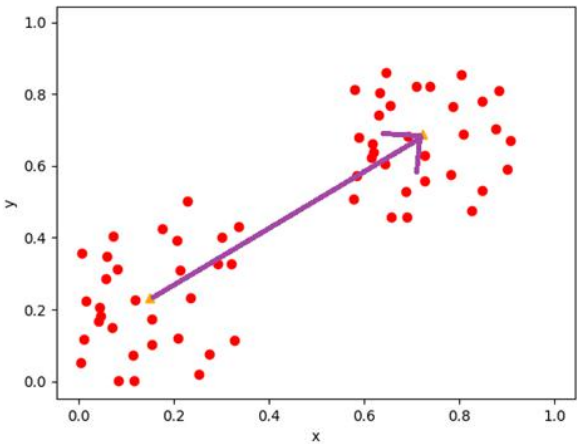


图 23 轨迹生成方案二模拟演示图

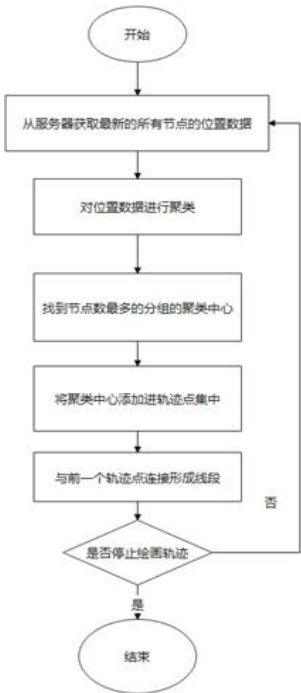


图 24 轨迹生成方案二流程图

（三）跑散预警

牲畜在散养的过程中有可能会跑散的情况，给用户带来不必要的损失，针对这一问题，系统会根据智能项圈所提供的信息，调用高斯混合聚类算法，在服务器端生成跑散报警信息并将之发送至用户端。

首先对所有节点根据地址信息进行聚类，得到若干个分组。当出现以下三种情况时，则认为节点“跑散”：

情况一：当某些分组中的节点的数目小于某个阈值，则认为它们是“跑散”的。

情况二：当所有分组中节点的数目相近时，采用相似度分析方法来判断节点是否“跑散”。

情况三：当某节点位置长时间不更新时，则认为该节点“跑散”。

情况一的实现直接依靠高斯混合聚类算法得出每个分组的节点数进行判断，情况三的实现依托于硬件，情况二的实现如下：

具体流程图如下面左图：

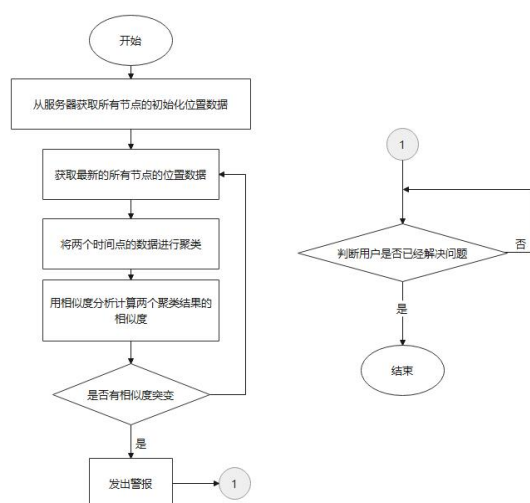


图 25 跑散预警流程图

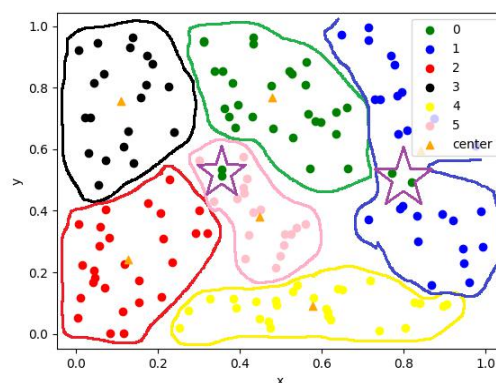


图 26 跑散预警模拟示例图

相似度分析如下：从旧的聚类分组数据中任选两个属于同分组的节点，观察在新的聚类分组中它们是否仍在一个分组中，统计所有不再属于同一分组的节点对数目，以此衡量相似度。当相似度大于某个阈值，则认为节点是跑散的，反之，则认为没有跑散。

上面右图反映了一个例子，假设某牧场中有多个种群，且同种群具有扎堆现象，牧场内部根据种群不同形成多个分组（如上面右图不同颜色点所示）。当牲畜从一个分组跑到另一个分组时，势必会引起相似度的突变，这种突变体现在二阶导数的值从低点突然跃升至高点。

（四）电子栅栏

用户可在用户端上设定电子栅栏后将电子栅栏信息传递到服务器，当服务器端发现传回的地址超出电子栅栏所划定的范围时，会向用户端发出警报。

流程图如下：

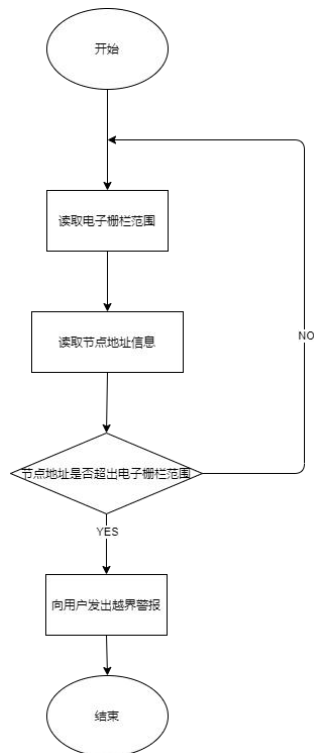


图 27 电子栅栏流程图

（五）牛羊受惊报警

首先使用 Zigbee 模块实现自组网，对于网络中的每个节点，赋一个唯一 id，id 号从 000000 开始，依次递增。每个节点都配备了振动传感器，该传感器在检测到较大幅度振动时，会向 stm32 处理器发出信号，信号通过 Zigbee 自组网模块传递至 id 为 000000 的节点，若该节点可连通广域网或配备有北斗定位芯片，则可将信号传递至服务器，后由服务器传递至用户端，提醒用户查看牲畜状态。

具体流程如下：

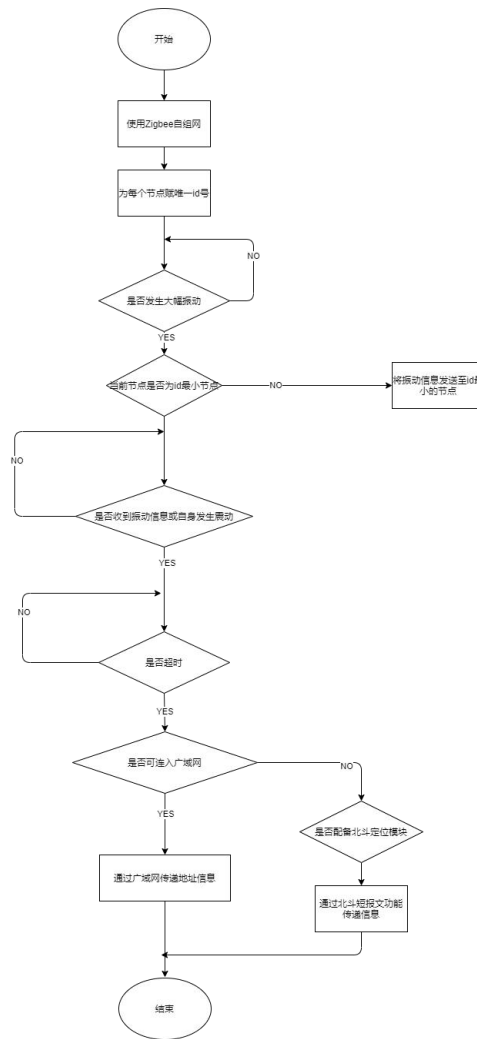


图 28 牛羊受惊报警流程图

（六）无人机查看牲畜状况

当用户想要查看牲畜状况时，可依托于大疆无人机的一键导航功能将无人机自动导航至牲畜附近处，配合人工智能目标检测技术，用户可以迅速锁定牲畜位置对牲畜进行查看。

（七）天气预警

服务器端根据牲畜位置信息通过调用实况天气 api 获取未来牲畜位置处的天气预报。

（八）牲畜位置预测

服务器根据以往牲畜轨迹图，结合人工智能大数据分析技术，预测当前走失

牲畜可能位置。

六、使用场景

（1）应用场景 1

用户在手机 APP 上设定电子栅栏后，当牲畜定位超出电子栅栏，服务器端会发送警报到手机的用户端，随后，用户可实时查看牲畜位置并在软件中设置播报牲畜位置的频率。

（2）应用场景 2

服务器端会实时获取天气数据，并将数据传回用户端，作为用户是否放牧的参考。当未来有大风，暴雨等恶劣天气时，会向客户端及时发送信息，提醒用户将牲畜转移至安全地带。

（3）应用场景 3

当用户想要了解牲畜的生活状况时，传统的方式是深入大山、平原寻找牲畜的踪迹，进行实地调查，费时费力，而我们推出的北斗+智能生态应用项目，可派遣无人机配合 YOLOv5 目标检测技术对牲畜图像进行识别，并将牲畜生活状况实时传输回客户端。

（4）应用场景 4

当牲畜受惊时，振动传感器发出警报，信息经由北斗卫星或广域网传递到服务器端，后由服务器端传递到用户端，提醒用户关注牲畜情况。

（5）应用场景 5

当有牲畜跑散时，服务器端向用户发出警报，并向用户端传输跑散牲畜位置（仅限于跑散牲畜搭载了北斗定位系统芯片）。

（6）应用场景 6

用户可根据储存在服务器当中的位置信息一键绘制针对每只牲畜的轨迹图，每只牲畜，从出生开始就会被全程记录，形成一个档案，实现食品安全的跟踪与追溯。

七、应用展望

该系统可用于解决在放养过程中放牧人员无法实时了解牲畜活动情况的相关问题，且造价低廉，易于被农牧民接受，使得农牧民足不出户进行放牧的同时拥有了更高的经济效益。

宠物以及老人的防丢失任务，进一步扩展了该系统的可用性，配合北斗卫星以及我们的改良的定位技术，可以实时获取宠物以及老人的位置，并可以结合人工智能做出智能化的提醒。

随着人类社会的发展，动物的物种由此灭绝的速度加快，不少珍稀动物濒临灭绝，对于野生动物的保护已迫在眉睫。我们所提出的北斗+智能生态应用系统稍作更改后可用于对濒危物种的区域定位和跟踪以及实时状态采集，以此促进野生动物的保护工作。

参考文献

- [1]吴志森,吕晓磊.基于 RSSI 和 LNSM 的 ZigBee 网络距离估计研究[J].新乡学院学报,2020,37(03):27-31.
- [2]高雁.基于 ZigBee 技术的无线传感网络定位系统的研究[D].南京邮电大学,2019.
- [3]徐林,傅成华.基于 ZigBee 的三边测量算法误差研究及改进[J].微型机与应用,2012,31(21):68-70.
- [5]邓祺盛,邢玉虎,刘旭,翟家兴.基于 STM32 单片机的宠物智能项圈设计[J].计算机产品与流通,2019(05):85.
- [6]周志华.《机器学习》[M].清华大学出版社:北京,2016:206-210.
- [7]徐仲 等.《矩阵论简明教程 第 3 版》[M].科学出版社:北京,2014:74-78.
- [8]方开泰.聚类分析[M].北京:地质出版社,1982.
- [9]史佳昕.基于自然邻居的谱聚类和离群检测算法研究[D].2019.