一种灾害环境下北斗多源融合定位方法

技术领域

本发明涉及一种多源融合定位方法，特别是一种灾害环境下北斗多源融合定位方法。

背景技术

近年来，各种自然灾害频繁发生，在灾害环境和应急场景下，观测环境较复杂，定位影响因素的不确定性大，救援车辆的高精度定位对于灾害现场的救援工作十分重要。在各类定位方法中，GNSS（全球导航卫星系统，Global Navigation Satellite System）能够提供全天候全球参考定位，但导航定位接收设备在灾害应急环境下的适用性和可操作性会降低，且容易受到灾害复杂环境中的物理遮挡和电磁干扰等问题导致精度下降；IMU（惯性测量元件，Inertial Measurement Unit）可以短时间内提供高精位姿推导，但是随时间递推其误差会逐渐累积增大。GNSS/IMU 组合导航一定程度上可以互补，但 GNSS 中断时间长等情况下仍无法满足用户需求。视觉传感器可以自主定位、地图构建，适用于灾害中未知环境及复杂环境，极大程度上弥补了 GNSS/IMU 组合导航过程中出现的不足。因此将相机与 GNSS、IMU 进行多源融合定位以提升系统定位精度成为近年来研究的热点

Zhu 等人利用先验特征地图辅助 GNSS/INS/Vision 组合导航系统，将视觉匹配地标和车道线约束加入算法中，可以实现在复杂城市环境下的持续高精度定位，但是该系统将构建地图与定位分开先后运行，忽略了地图更新和路况突变的情况对实时定位的影响，导致系统最终的定位无法保证其可靠性与实时性。Zhai 和 Yua 提出了一种基于语义的动态自适应卡尔曼滤波融合算法，用于将视觉辅助 GNSS 定位形成 RTK/Vision 的松组合系统.虽然将 SLAM 过程中使用深度学习将语义信息加入滤波算法中可以提高定位精度，但依然没有解决长时间 GNSS 中断下的定位需求。Narula 等人提出一种将 GNSS 位置估计加入 VSLAM 框架进行联合优化定位的算法，将 GNSS 定位模型进行改进后的位姿结果与 Vision 进行匹配更新，然后构建高精地图，将高精 GNSS 定位的引入确实可以提高系统的定位精度，但是在组合导航中缺乏考虑影响 GNSS 定位的因素与视觉及地图点间的联系，导致无法达到全方位的位姿偏差减小。

Gong 等人提出了一种流形上的 GNSS 和 VSLAM 的紧组合方法，利用基于运动分解的异步跟踪融合 GNSS 伪距测量值和视觉特征点，以适应异构传感器观测值，该融合方法能显著提高系统的定位精度，且性能优于松耦合方法。Chu 等人提出了一种基于 EKF 的 GNSS/Vision/IMU 组合导航算法，可进行多状态更新解算，但是 EKF 仅使用最新的状态估计，代表测量值的非线性因子不能很好地重新线性化。Zhang 和 Wei 提出一种基于因子图的 GNSS/INS/OD 组合导航算法，通过判断传感器是否有效增添或删除相应的因子节点提高系统鲁棒性。Chen 和 Xu 等人提出一种基于因子图的 GNSS/Vision/IMU 组合导航算法，将 GNSS 解算位置作为先验信息，使其进入因子图节点并为 VIO（视觉惯性里程计，Visual-Inertial Odometry）系统的因子提供约束，该算法能够进一步约束全局轨迹精度，但没有考虑复杂环境下 GNSS 中断或受到干扰而导致无法定位的情况，无法保证其鲁棒性。

综上所述，现有技术中存在以下缺陷：

（1）现有的基于 GNSS/IMU/Vision 组合导航中，常使用开源地图，但这种地图更新滞后以及精度不够，尤其是无法及时反应灾害环境下的周围场景变更，虽然在不断完善视觉算法，但并未将 GNSS 的定位特性和视觉构图的有效信息紧密结合起来，最终无法进一步地为全局定位提供合理有效的视觉因子。

（2）现有的 GNSS/IMU/Vision 组合导航中使用因子图优化以提升定位精度，但灾害环境下不确定性强，环境变化频繁，现有算法并未考虑到受环境变化中动态物体干扰而容易发生定位失败或定位错误的情况。近年来，因子图被逐步用于融合算法，但是现有的基于因子图的融合没有充分利用全局地图对于因子图优化的反馈作用，最终导致其算法精确度和鲁棒性低。

发明内容

发明目的：本发明所要解决的技术问题是针对现有技术的不足，提供一种灾害环境下北斗多源融合定位方法。

为了解决上述技术问题，本发明公开了一种灾害环境下北斗多源融合定位方法，包括以下步骤：

步骤 1，使用所述灾害环境下待定位载体上的相机采集图像，并基于点线特征提取构建 VIO 因子；

步骤 2，地图构建并对其进行 GNSS/IMU 约束下的精细化修正，得到全局地图；

步骤 3，全局地图扩充视觉因子，并进行 GNSS/INS/Vision 组合导航全局位姿优化解算，完成灾害环境下北斗多源融合定位。

进一步的，步骤 1 中所述的基于点线特征提取构建 VIO 因子，具体包括：

步骤 1-1，点线特征提取与关键帧判断；

步骤 1-2，构建视觉特征重投影残差因子；

步骤 1-3，构建 IMU 预积分残差因子；

步骤 1-4，构建 VIO 因子。

进一步的，步骤 1-1 中所述的点线特征提取与关键帧判断，具体包括：

步骤 1-1-1，点线特征提取：根据采集的图像，使用 FAST 点特征提取和 LSD 线特征提取，获得点线特征；借助 BRIEF 描述子对点线特征进行匹配，并采用 RANSAC 方法对点线特征误匹配的结果进行剔除；

步骤 1-1-2，判断关键帧：将采集的图像设为一组连续的帧$F=\{F_1,F_2,F_3,\ldots,F_i,\}$，$F_i$表示第$i$帧，对于每帧图像$F_i$，包括以下参数：对应的时间戳$T_i$和该帧图像中包含的点线特征数量$b_i$，用 K_n表示第n个关键帧，根据以下标准判断第i帧图像F_i是否为关键帧：

第一标准：第i帧图像F_i与相邻关键帧的时间间隔大于指定阈值，即$T_i-T_{K_n}>T_0$，T_{K_n}表示最近的一个关键帧的时间戳，T_0为设定的时间差阈值；

第二标准：关键帧所包含点线特征数量大于指定阈值，即$b_i>b_0$，b_0为设定的点线特征数量阈值；

对于判断为非关键帧的图像帧，直接丢弃处理；

步骤 1-1-3，特征匹配与筛选：找到关键帧后，采用 KNN 算法进行特征匹配，即：对于一帧图像中的一个特征，在另一帧图像中寻找最相似的特征，然后将它们视为匹配对；在上述匹配过程中，采用 RANSAC 算法剔除误匹配。

进一步的，步骤 1-2 中所述的构建视觉特征重投影残差因子，即：建立视觉特征重投影残差模型，将地图点在图像中的投影点与对应观测点之间的距离作为视觉特征重投影残差，具体包括：

步骤 1-2-1，点特征重投影残差，具体如下：

对于第l个特征点 L，设其在第i帧F_i对应的第i个相机坐标系中观测得到的归一化坐标为$\hat{L}_l^{c_i}$，通过图像特征跟踪方法得出在第j帧F_j对应的第j个相机坐标系下观测同一特征点得到的归一化坐标为$\hat{L}_l^{c_j}$，将该特征点 L 从第一次观测到它的第i个相机坐标系转换到再次观测到它的相机坐标系j下的归一化坐标即观测预测值为$L_l^{c_j}$，则视觉观测残差项为预测值和实际观测值之间的差$r_l\left(\hat{z}_l^{c_j},\mathcal{X}_{VIO}\right)$，即：

$$r_l\left(\hat{z}_l^{c_j},\mathcal{X}_{VIO}\right)=\hat{L}_l^{c_j}-L_l^{c_j}$$

其中，$\mathcal{X}_{VIO}$表示 VIO 局部位姿在世界坐标系中的全局状态向量，$\hat{z}_l^{c_j}$表示相机的点特征观测量；

$$\mathcal{X}_{VIO}=\left[x_i,x_{i+1},\ldots,x_{i+f},\lambda_i,\lambda_{i+1},\ldots,\lambda_{i+p},o_i,o_{i+1},\ldots,o_{i+l}\right]$$

$$x_n = \left[p_n^{\omega}, q_n^{\omega}, v_n^{\omega}, b_{an}, b_{gn}\right], n \in [i, i+f]$$

其中，x_n包括第n个 IMU 提供的载体位置p_n^{ω}、方向q_n^{ω}、速度v_n^{ω}、加速度偏置b_{an}和陀螺仪偏置b_{gn}；f、p和l分别表示滑窗内图像帧、点特征和线特征的总数；λ_{i+m}表示第m个特征点与初始特征点之间的逆深度；o_{i+w}表示第w条特征线在世界坐标系中的正交表示；

步骤 1-2-2，线特征重投影残差，即将相机平面观测到的直线端点到重投影直线的距离作为残差，具体如下：

设第i个相机即采集第i帧F_i时的相机，观测到直线L_k，将直线L_k投影到第i个关键帧的归一化平面得到投影直线方程$l_k^{c_i}$；相机平面观测到的两个直线端点分别为$\hat{s}_k^{c_i} = [u_s \quad v_s \quad 1]^T$和$\hat{e}_k^{c_i} = [u_e \quad v_e \quad 1]^T$，用$d(x, L)$表示点 x 到直线 L 的距离，则线特征重投影残差$r_{L_i}\left(\hat{s}_i^{c_j}, \hat{e}_i^{c_j}, \mathcal{X}_{VIO}\right)$，为：

$$r_{L_i}\left(\hat{s}_i^{c_j}, \hat{e}_i^{c_j}, \mathcal{X}_{VIO}\right) = \begin{bmatrix} d\left(\hat{s}_k^{c_i}, l_k^{c_i}\right) \\ d\left(\hat{e}_k^{c_i}, l_k^{c_i}\right) \end{bmatrix}$$

。

进一步的，步骤 1-3 中所述的构建 IMU 预积分残差因子，具体包括：

步骤 1-3-1，建立 IMU 预积分残差模型，具体如下：

将相邻两个关键帧之间的 IMU 积分在前一个关键帧F_i的 IMU 载体坐标系下进行，获得独立于关键帧F_i状态的相对运动增量，其中 IMU 的零偏改变用一阶线性近似处理；在 IMU 坐标系下，IMU 测量方程为：

$$\hat{a}_t = a_t + b_{a_t} + R_w^{b_t} g^w + n_a$$

$$\hat{w}_t = w_t + b_{w_t} + n_w$$

其中，$\hat{a}_t$为 t 时刻加速度测量值，a_t为 t 时刻不含噪声的加速度，b_{a_t}为 t 时刻加速度的随机游走，$R_w^{b_t}$为坐标变换矩阵，g^w为重力加速度，n_a为加速度计白噪声；$\hat{w}_t$为 t 时刻陀螺仪测量值，w_t为 t 时刻不含噪声的角速度，b_{w_t}为 t 时刻角速度随机游走，n_w为陀螺仪白噪声；

根据上述 IMU 测量方程积分并进行坐标系转换，则 IMU 预积分如下：

$$\begin{cases} \alpha_{b_j}^{b_i} = \iint_{t\in[i,j]} \left(R_{b_t}^{b_i}\left(\hat{a}_t - b_{a_t} - n_a\right)\right) \mathrm{dt}^2 \\ \beta_{b_j}^{b_i} = \int_{t\in[i,j]} \left(R_t\left(\hat{a}_t - b_{a_t} - n_a\right)\right) \mathrm{dt} \\ \gamma_j^i = \int_{t\in[i,j]} \left(\frac{1}{2}\Omega\left(\hat{w}_t - b_{w_t} - n_w\right) q_t^{b_i}\right) \mathrm{dt} \end{cases}$$

其中，$\alpha_{b_j}^{b_i}$、$\beta_{b_j}^{b_i}$、γ_j^i为集成t_i到t_j时刻的相对位置、速度和旋转量，中间项$\Omega(w)$计算方法如下：

$$\Omega(w) = \begin{bmatrix} -[w]_{\times} & w \\ -w^T & 0 \end{bmatrix}$$

其中，w表示陀螺仪测量值，$\times$表示矩阵反对称运算，T表示矩阵转置运算；

步骤 1-3-2，建立 IMU 预积分残差因子，具体如下：

经过 IMU 预积分后，系统状态与 IMU 测量的残差$r_B\left(\hat{z}_{b_j}^{b_i}, \mathcal{X}_{VIO}\right)$如下：

$$r_B\left(\hat{z}_{b_j}^{b_i}, \mathcal{X}_{VIO}\right) = \left[\delta\alpha_{b_j}^{b_i} \quad \delta\beta_{b_j}^{b_i} \quad \delta\gamma_j^i \quad \delta b_a \quad \delta b_g\right]^T$$

其中，δ表示测量值与预测值的差值，$\hat{z}_{b_j}^{b_i}$表示 IMU 观测量。

进一步的，步骤 1-4 中所述的构建 VIO 因子，具体方法包括：

根据点特征重投影残差、线特征重投影残差和 IMU 预积分残差，采用最小二乘法进行联合优化，具体如下：

$$\mathcal{X}_{VIO}^{*} = \underset{\mathcal{X}_{VIO}}{argmin}\{ \left\| r_p - H_p\mathcal{X}_{VIO} \right\|^2 + \sum_{(i,j)\in B} \left\| r_B\left(\hat{z}_{b_j}^{b_i}, \mathcal{X}_{VIO}\right) \right\|_{\Sigma_{b_i}^{b_i}}^2 + \sum_{(i,j)\in C_1} \left\| r_l\left(\hat{z}_l^{c_j}, \mathcal{X}_{VIO}\right) \right\|_{\Sigma_l^{c_j}}^2$$

$$+ \sum_{(i,j)\in C_2} \left\| r_{L_i}\left(\hat{z}_{L_i}^{c_j}, \mathcal{X}_{VIO}\right) \right\|_{\Sigma_{L_i}^{c_j}}^2 \}$$

其中，$\mathcal{X}_{VIO}^{*}$表示求解到最优解的对应状态值r_p和H_p为先验信息，r_B为 IMU 预积分残差、r_l为点特征重投影残差、r_{L_k}为线特征重投影残差；B为 IMU 测量值集合，C_1和C_2为点、线特征测量值的集合，$\Sigma_{b_j}^{b_i}$、$\Sigma_l^{c_j}$和$\Sigma_{L_k}^{c_j}$为对应的协方差矩阵；

根据上述优化结果，利用t_{i-1}时刻到t_i时刻之间的 VIO 位置增量和姿态增量进行建模，得到测量模型如下：

$$y_{\text{i,VO}} = \begin{Bmatrix} y_{\delta R,i} \\ y_{\Delta p,i} \end{Bmatrix} = \begin{Bmatrix} exp\left(n_{\delta R,i}\right) R_{i-1}^T R_i \\ R_{i-1}^T(P_i - P_{i-1}) + n_{\Delta p,i} \end{Bmatrix}$$

其中，$y_{\delta R,i}$和$y_{\Delta p,i}$为视觉里程计姿态增量和位置增量的测量值，$n_{\delta R,i}$姿态增量测量噪声，R_{i-1}和R_i为相邻时刻的姿态测量值，P_{i-1}和P_i为相邻时刻的位置测量值，$n_{\Delta p,i}$为位置增量测量噪声；则 VIO 因子$r_{VIO}\left(\hat{z}_{i,\text{VIO}}, \chi\right)$为：

$$r_{VIO}\left(\hat{z}_{i,\text{VIO}}, \chi\right) = \begin{Bmatrix} r_{\delta R,i} \\ r_{\Delta p,i} \end{Bmatrix} = \begin{Bmatrix} log\left(y_{\delta R,i} - R_{i-1}^T R_i\right) \\ y_{\Delta p,i} - R_{i-1}^T(P_i - P_{i-1}) \end{Bmatrix}$$

其中，$\hat{z}_{i,\text{VIO}}$表示 VIO 系统测量值，$r_{\delta R,i}$和$r_{\Delta p,i}$分别表示视觉惯性里程计姿态增量和位置增量的测量值。

进一步的，步骤 2 中所述的地图构建并对其进行 GNSS/IMU 约束下的精细化修正，具体包括：

步骤 2-1，初步地图构建，具体如下：

通过关键帧判断后，将相机图像筛选后的关键帧图像通过 LSS 方法变换到三维空间，所述图像中的像素点(u, v)映射到对应的全局坐标系点(X_w, Y_w, Z_w)，方法如下：

$$[u \quad v \quad 1]^T = KRT[X_w \quad Y_w \quad Z_w \quad 1]^T$$

其中，R为相机旋转矩阵，T为相机平移向量，K为相机内参矩阵；

$$R = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & cos\,\theta & -sin\,\theta & 0 \\ 0 & sin\,\theta & cos\,\theta & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$T = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & -\dfrac{h}{sin\,\theta} \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

其中，h为相机高度，θ为相机俯仰角；

步骤 2-2，开阔地区识别，通过卷积神经网络语义分割方法，将映射元素即三维空间中的地图点即步骤 2-1 中所述的全局坐标系点，赋予标签并对同一标签的实物判断密度，具体如下：

定义所述开阔地区，即：该区域内高楼建筑的宽高比为 1：1 以上的建筑，并且同一区域内符合高度要求的建筑物密度小于预设的阈值；

若在该开阔区域内识别到道路，则在道路上选点作为开阔地区的中心，并为其赋予新的标签：

开阔地区参考点；若该开阔区域属于不可通行区域，则将该开阔区域最靠近可行驶道路的建筑赋予上述新的标签：开阔地区参考点；

使用 SSD 卷积神经网络语义分割方法后，将图像中的检测目标赋予分类标签和二维位置信息；根据步骤 2-1 中的的 LSS 方法，将上述分类标签对应到到三维位置上；

步骤 2-3，GNSS/IMU 约束精细化，即：根据卷积神经网络语义分割算法中的前期训练结果，在进行实时定位过程中，地图构建的同时进行开阔地区的识别，根据开阔区域参考点标签，当通过该区域或靠近该区域即无法通过时，使用 GNSS/IMU 松组合定位结果进行约束修正；

步骤 2-4，全局高精地图优化构建，具体如下：

不断生成的局部地图，通过回环检测判断是否重复，如果重复，则根据非线性优化进行局部地图的更新，通过高斯牛顿法求解以下非线性最小二乘问题来实现：

$$min_{x_1,x_2,\ldots,x_n}\sum_{i,j}\rho\left(e_{ij}\left(x_i,x_j,z_{ij}\right)^T\Omega_{ij}e_{ij}\left(x_i,x_j,z_{ij}\right)\right)$$

其中，$e_{ij}(x_i,x_j,z_{ij})$是从位姿x_i到位姿x_j的观测数据z_{ij}与位姿估计之间的误差，Ω_{ij}是观测数据的信息矩阵，$\rho(\cdot)$是鲁棒核函数；

如果所经区域不重复，则根据 BEV 感知过程中的感知相似性获得共视关系，共视关系用矩阵V表示，V_{ij}表示位姿x_i到位姿x_j之间的共视程度；根据共视关系寻找相似帧F_i与F_j下的特征点P_i和P_j，并通过计算特征点之间的欧氏距离$d\left(P_i,P_j\right)$寻找相同的特征点，如下：

$$d\left(P_i,P_j\right)=\sqrt{\left(x_i-x_j\right)^2+\left(y_i-y_j\right)^2+\left(z_i-z_j\right)^2}$$

当欧氏距离小于指定阈值时，判断特征点P_i和P_j相同，根据共视关系找到的相同特征点生成全局地图；

步骤 2-5，基于特征匹配的全局因子扩充，即：利用生成或更新后的地图点来扩充视觉特征状态向量，并生成新的视觉重投影残差因子作为辅助定位信息进入全局因子图优化过程；在使用地图进行视觉因子扩充时，仅扩充特征点重投影残差。

进一步的，步骤 2-3 中所述的 GNSS/IMU 约束精细化，具体如下：

当通过该开阔区域参考点时，GNSS 与 IMU 组合导航得到高精度位姿，对前期预测到的该点的位姿进行修正，并且进一步为该时刻后的地图构建提供新的约束：利用 GNSS/IMU 提供的位置姿态信息从世界坐标系转换到相机坐标系，并通过相机内置转换矩阵进一步转换到像素坐标系下，与之前预测到的同一位置的视觉目标点进行联合优化，即使得下式的值η最小：

$$\eta=argmin\frac{1}{2}\sum_{i=1}^{n}\left\|u_i-\frac{1}{z}K\left(R_w^c(P-P_c)\right)\right\|^2$$

其中，P为 GNSS/IMU 观测点与地图点进行联合优化的目标点坐标，K为相机内参，z为特征点深度，R_w^c、P_c分别为视觉图像处理及地图点生成过程中的先验转换矩阵信息和地图特征点位置信息，u_i为 GNSS/IMU 定位并通过坐标系转换到像素坐标系下的坐标及左右图像视差组成的观测值。

进一步的，步骤 3 中所述的全局地图扩充视觉因子，具体包括：

步骤 3-1，伪距因子和多普勒测速因子构建，具体如下：

在进行单点定位解算过程中得到伪距测量模型，伪距因子的残差是伪距预测值与观测值之间的误差，根据伪距测量模型，计算获得卫星 s 在t_i时刻的伪距残差为r_{Pse}；

引入 GNSS 测速结果对相邻历元的位置变量进行约束，得到多普勒速度测量模型；多普勒速度因子的残差是速度预测值与观测值之间的误差，计算获得在t_i时刻的多普勒速度测量的残差r_D；

步骤 3-2，全局因子融合及初始化，具体如下：

对当前帧是否为关键帧进行判断，即根据步骤 1 中所述方法判断关键帧；当 GNSS 卫星观测数

据传入时，将其构建为关键帧并加入滑动窗口；

视觉惯性里程计的坐标系与 GNSS 系统进行初始化对齐；

步骤 3-3，滑动窗口优化，步骤 3-2 中所述初始化成功后，将后续观测加入因子图，进行基于因子图的整体优化；引入滑动窗口用于限制图规模，具体如下：

当新一帧观测到来时，首先为其构造相应的系统状态量节点并加入到因子图中，根据其观测值类型建立相应的误差因子，并将其与相关的状态量节点相连；若此时窗口已满，则将窗口中最老帧对应的节点进行边缘化处理，移除该节点并为窗口内与其相关的节点构造先验约束项因子，参与后续系统全局状态优化；

步骤 3-4，全局最优位姿，经过上述步骤后，获得待定位载体的高精度位姿，根据该高精度位姿，进一步修正全局地图，实现地图的实时更新，并用于下一个历元的计算。

进一步的，步骤 3-3 中所述的滑动窗口优化，即：由滑动窗口中各因子所构建的优化问题为：

$$\chi^{*}=\underset{\chi}{argmin}\{\left\|\boldsymbol{r_p}-\boldsymbol{H_p}\chi\right\|^{2}+\sum_{s\in\boldsymbol{P_{se}}}\left\|\boldsymbol{r_{Pse}}\left(\hat{\boldsymbol{z}}_{r,i}^{s},\chi\right)\right\|_{\boldsymbol{\Sigma}_{r,i}^{s}}^{2}+\sum_{i\in D}\left\|\boldsymbol{r_D}\left(\hat{\boldsymbol{z}}_{i,\mathrm{DV}},\chi\right)\right\|_{\boldsymbol{\Sigma}_{i,\mathrm{DV}}}^{2}$$
$$+\sum_{i\in V}\left\|\boldsymbol{r}_{\mathrm{VIO}}\left(\hat{\boldsymbol{z}}_{i,\mathrm{VIO}},\chi\right)\right\|_{\Sigma_{i,\mathrm{VIO}}}^{2}+\sum_{(i,j)\in M}\left\|\boldsymbol{r}_{i}\left(\hat{\boldsymbol{z}}_{i}^{\boldsymbol{cj}},\chi\right)\right\|_{\boldsymbol{\Sigma}_{i}^{cj}}^{2}\}$$
$$\chi=\left[x_{i}^{'},x_{i+1}^{'},\ldots,x_{i+f}^{'},\lambda_{i},\lambda_{i+1},\ldots,\lambda_{i+p},o_{i},o_{i+1},\ldots,o_{i+l},t_{r,s},T\right]$$
$$x_{n}^{'}=\left[p_{b_n}^{e},q_{b_n}^{e},v_{b_n}^{e}\right],n\in[i,i+f]$$

其中，χ^{*}表示求解到最优解的对应状态，χ表示滑窗中的全局状态向量，相对于 VIO 系统中的状态量，$x_{n}^{'}$表示滑动窗口中t_i时刻的系统状态，$p_{b_n}^{e},q_{b_n}^{e},v_{b_n}^{e}$分别表示$t_i$时刻在$e$坐标系下的位置、姿态和速度；$t_{r,s}$表示$t_i$时刻不同卫星系统的接收机钟差，$r$和$s$分别为接收机和卫星系统，T 表示$t_i$时刻的对流层延迟，$r_i$为地图扩充视觉点特征重投影残差；$Pse$为滑窗内伪距测量值的集合、$D$为滑窗内多普勒速度测量值的集合、$V$为滑窗内 VIO 测量值集合、$M$为滑窗内地图点点特征选取集合；$\Sigma_{r,i}^{s}$、$\Sigma_{i,\mathrm{DV}}$、$\Sigma_{\mathrm{i,VIO}}$、$\Sigma_{i}^{cj}$分别表示伪距测量值$\hat{\boldsymbol{z}}_{r,i}^{s}$、多普勒速度测量值$\hat{\boldsymbol{z}}_{i,\mathrm{DV}}$、视觉惯性里程计测量值$\hat{\boldsymbol{z}}_{i,\mathrm{VIO}}$、地图点特征测量值$\hat{\boldsymbol{z}}_{i}^{\boldsymbol{cj}}$各自相应的协方差矩阵。

有益效果：

（1）针对灾害环境下 GNSS/IMU/Vision 组合导航系统构建高精地图的滞后性及精度低的问题，根据视觉传感器的强感知能力和环境适应性，利用 LSS 感知算法进行初步地图构建，并通过卷积神经网络对周围信息识别，根据其语义识别和检测的结果，在开阔地区构建地图时引入 GNSS/IMU 约束，以实现灾害场景地图构建的实时性和精细化。

（2）针对灾害环境下的动态物体干扰导致其鲁棒性和精度低的问题，因子图优化通常假设环境是静态的，但灾害环境下存在各种形式的动态变化使得优化算法的性能降低，同时动态环境下的数据误匹配也会影响优化结果的准确性，本发明通过实时生成的全局地图预测，选择合适的视觉点进行因子图的扩充和增删，以适应自然灾害下的动态环境变化，从而提高为救援车辆提供定位的系统的鲁棒性和精确性。

附图说明

下面结合附图和具体实施方式对本发明做更进一步的具体说明，本发明的上述和/或其他方面的优点将会变得更加清楚。

图 1 是本发明的总体流程示意图。

具体实施方式

现有的开源电子地图更新滞后，自然灾害场景下环境变化大导致更新不及时，虽然可以利用视觉传感器感知周围环境进而生成地图，但没有将 GNSS 和 IMU 定位与全局地图中的地图点间的联

系充分挖掘，因此需要进行进一步的研究提高系统定位精度。本发明的提出旨在解决灾害环境下的地图更新滞后性以及车辆在灾害复杂环境下定位精度低的问题。本发明的核心内容为 3 个阶段：（1）基于点线特征提取构建 VIO 因子；（2）高精地图构建及 GNSS/IMU 约束下的精细化修正；（3）全局地图扩充视觉因子进行 GNSS/INS/Vision 组合导航全局位姿优化解算。

本发明提出的一种灾害环境下北斗多源融合定位方法，总体流程如图 1 所示，具体技术方案如下：

（1） 基于点线特征提取构建 VIO 因子

1）点线特征提取与关键帧判断

第一步：点线特征提取。相机采集图像后，本发明使用 FAST（加速分割测试获得特征，Features From Accelerated Segment Test）点特征提取和 LSD（线段检测器算法，Line Segment Detector）线特征提取，提取点线特征后，借助 BRIEF（二进制鲁棒独立的基本特征，Binary Robust Independent Elementary Features）描述子对其进行匹配，并采用 RANSAC（随机样本一致性方法，Random Sample Consensus）进行点线误匹配的剔除。

第二步：判断关键帧。面对大量图像识别，为减少计算压力达到实时性进行关键帧筛选。本发明有一组连续的帧$F=\{F_1,F_2,F_3,\ldots,F_n,\}$，对于每帧图像都有对应的时间戳$T_i$和其中包含的点线特征数量$b_i$，i 表示第 i 帧，$K_n$表示第 n 个关键帧。

本发明中关键帧判断根据三个标准：一是相邻两个关键帧的时间大于指定阈值，即$T_i-T_{K_n}>T_0$，T_{K_n}是最近的一个关键帧的时间戳，T_0为设定的时间差阈值；二是全局地图构建及优化模块执行的滑动窗口图优化已结束，通过设置布尔值进行标记优化是否完成，使系统构建尽量多的关键帧以提升全局地图精度；三是包含点线特征大于指定阈值即$b_i>b_0$，b_0为设定的阈值，对于不是关键帧的图像帧，为减少计算量直接丢弃。

第三步：特征匹配与筛选。找到关键帧后，为了找到帧间相应图像特征的匹配关系，本发明引入了 KNN（K 近邻，K-Nearest Neighbors）算法来进行匹配。对于一幅图像中的一个特征，本发明在另一幅图像中寻找最相似的特征（最近的邻居），然后将它们视为匹配对。考虑到可能存在的误匹配情况，引入了 RANSAC（随机样本一致性，Random Sample Consensus）算法来剔除这些误匹配。RANSAC 算法通过随机选择数据子集（样本），然后利用这些样本建模，对整个数据集进行一致性检验，即设原始数据集为D，样本数据子集为S，检验模型为M。样本S是从数据集D中随机选取的，然后利用样本S计算得到模型参数表示为$M(S)$。在应用于整个数据集时，本发明计算非样本数据点d与模型$M(S)$的一致性，表示为$C(d,M(S))$，然后根据阈值确定哪些数据点与模型一致，从而识别并剔除错误的匹配。

2）视觉特征重投影残差因子。

建立视觉特征重投影残差模型。地图点在图像中的投影点与对应观测点之间的距离作为视觉特征重投影残差。

第一步：点特征重投影残差。对于第 l 个特征点 L，它在第 i 个相机坐标系中观测得到的归一化坐标为$\hat{L}_l^{c_i}$，根据特征匹配得出在相机坐标系 j 下观测同一特征点得到的归一化坐标为$\hat{L}_l^{c_j}$，将该特征点 L 从第一次观测到它的第 i 个相机坐标系根据投影与反投影原理转换到再次观测到它的相机坐标系 j 下的归一化坐标为$L_l^{c_j}$（即观测预测值），则视觉观测残差项为预测值和实际观测值之间的差，即：

$$r_l\left(\hat{z}_l^{c_j},\mathcal{X}\right)=\hat{L}_l^{c_j}-L_l^{c_j}$$

第二步：线特征重投影残差。本发明的线特征重投影误差是将相机平面观测到的直线端点到重

投影直线的距离作为残差。第 i 个相机观测到直线L_k，将直线L_k投影到第 i 个关键帧的归一化平面得到投影直线方程$l_k^{c_i}$。相机平面观测到的两个直线端点分别为$\hat{s}_k^{c_i}=[u_s \quad v_s \quad 1]^T$和$\hat{e}_k^{c_i}=[u_e \quad v_e \quad 1]^T$，用$d(x,L)$表示点 x 到直线 L 的距离，则线特征重投影残差为：

$$\boldsymbol{r}_{L_i}(\hat{\boldsymbol{s}}_{\boldsymbol{i}}^{\boldsymbol{c_j}},\hat{\boldsymbol{e}}_{\boldsymbol{i}}^{\boldsymbol{c_j}},\boldsymbol{\mathcal{X}})=\begin{bmatrix}\boldsymbol{d}(\hat{\boldsymbol{s}}_{\boldsymbol{k}}^{\boldsymbol{c_i}},\boldsymbol{l}_{\boldsymbol{k}}^{\boldsymbol{c_i}})\\ \boldsymbol{d}(\hat{\boldsymbol{e}}_{\boldsymbol{k}}^{\boldsymbol{c_i}},\boldsymbol{l}_{\boldsymbol{k}}^{\boldsymbol{c_i}})\end{bmatrix}$$

3）IMU 预积分残差因子

第一步:建立 IMU 预积分残差模型。将相邻两个关键帧之间的 IMU 积分在前一个关键帧 i 的 IMU 载体坐标系下进行，获得独立于关键帧 i 状态的相对运动增量，其中 IMU 的零偏改变用一阶线性近似处理。在 IMU 坐标系下，IMU 测量方程为：

$$\hat{a}_t=a_t+b_{a_t}+R_w^{b_t}g^w+n_a$$

$$\widehat{w}_t=w_t+b_{w_t}+n_w$$

式中，$\hat{a}_t$为 t 时刻加速度测量值，a_t为 t 时刻不含噪声的加速度，b_{a_t}为 t 时刻加速度的随机游走，$R_w^{b_t}$为坐标变换矩阵，g^w为重力加速度，n_a为加速度计白噪声，$\widehat{w}_t$为 t 时刻陀螺仪测量值，w_t为 t 时刻不含噪声的角速度，b_{w_t}为 t 时刻角速度随机游走，n_w为陀螺仪白噪声。

根据上式积分并进行坐标系转换，可以写出 IMU 预积分公式：

$$\begin{cases}\boldsymbol{\alpha}_{b_j}^{b_i}=\iint_{t\in[i,j]}\left(R_{b_t}^{b_i}\left(\hat{a}_t-b_{a_t}-n_a\right)\right)\mathrm{dt}^2\\ \boldsymbol{\beta}_{b_j}^{b_i}=\int_{t\in[i,j]}\left(R_t\left(\hat{a}_t-b_{a_t}-n_a\right)\right)\mathrm{dt}\\ \boldsymbol{\gamma}_j^i=\int_{t\in[i,j]}\left(\frac{1}{2}\Omega\left(\widehat{w}_t-b_{w_t}-n_w\right)q_t^{b_i}\right)\mathrm{dt}\end{cases}$$

式中，α、β、γ为集成 i 到 j 时刻的相对位置、速度和旋转量，Ω为：

$$\Omega(w)=\begin{bmatrix}w\\0\end{bmatrix}_R=\begin{bmatrix}-[w]_\times & w\\ -w^T & 0\end{bmatrix}$$

第二步：建立 IMU 预积分残差因子

经过 IMU 预积分后可以写出系统状态与 IMU 测量的残差公式：

$$r_{\boldsymbol{B}}\left(\hat{\boldsymbol{z}}_{b_j}^{b_i},\boldsymbol{\chi}\right)=\left[\delta\boldsymbol{\alpha}_{b_j}^{b_i}\quad\delta\boldsymbol{\beta}_{b_j}^{b_i}\quad\delta\boldsymbol{\gamma}_j^i\quad\delta b_a\quad\delta b_g\right]^T$$

式中，δ表示测量值与预测值的差值。

4）构建 VIO 因子

本发明需利用上面所得到的特征点观测残差、线特征观测残差和 IMU 残差，采用最小二乘法进行联合优化：

$$\chi^*=\underset{\chi}{argmin}\{\ \left\|\boldsymbol{r_p}-\boldsymbol{H_p}\chi\right\|^2+\sum_{(i,j)\in B}\left\|\boldsymbol{r_B}\left(\hat{\boldsymbol{z}}_{b_j}^{b_i},\boldsymbol{\chi}\right)\right\|_{\boldsymbol{\Sigma}_{b_i}^{b_i}}^2+\sum_{(i,j)\in C_1}\left\|\boldsymbol{r_l}\left(\hat{\boldsymbol{z}}_{\boldsymbol{l}}^{\boldsymbol{c_j}},\boldsymbol{\chi}\right)\right\|_{\boldsymbol{\Sigma}_{\boldsymbol{l}}^{\boldsymbol{c_j}}}^2$$

$$+\sum_{(i,j)\in C_2}\left\|\boldsymbol{r}_{\boldsymbol{L_i}}\left(\hat{\boldsymbol{z}}_{\boldsymbol{L_i}}^{\boldsymbol{c_j}},\boldsymbol{\chi}\right)\right\|_{\boldsymbol{\Sigma}_{\boldsymbol{L_i}}^{\boldsymbol{c_j}}}^2\}$$

$\boldsymbol{r_p}$、$\boldsymbol{H_p}$为先验信息，$\boldsymbol{r_B}$为 IMU 预积分项残差、$\boldsymbol{r_l}$为视觉点特征重投影残差、$\boldsymbol{r}_{\boldsymbol{L_k}}$为视觉线特征重投影残差；$\boldsymbol{B}$为 IMU 测量值集合、$\boldsymbol{C_1}$和$\boldsymbol{C_2}$点线特征测量值的集合；$\boldsymbol{\Sigma}_{b_j}^{b_i}$、$\boldsymbol{\Sigma}_{l}^{c_j}$、$\boldsymbol{\Sigma}_{L_k}^{c_j}$为其各自相应的协方差矩阵。

由于视觉惯性里程计在较小范围内是准确的，因此根据上述优化结果利用 i-1 时刻到 i 时刻之间的 VIO 位置增量和姿态增量进行建模，得到测量模型

$$\boldsymbol{y}_{\mathrm{i,VO}} = \begin{Bmatrix} \boldsymbol{y}_{\delta R,i} \\ \boldsymbol{y}_{\Delta p,i} \end{Bmatrix} = \begin{Bmatrix} exp\left(n_{\delta R,i}\right) R_{i-1}^{T} R_i \\ R_{i-1}^{T}(P_i - P_{i-1}) + n_{\Delta p,i} \end{Bmatrix}$$

式中，$\boldsymbol{y}_{\delta R,i}$和$\boldsymbol{y}_{\Delta p,i}$为视觉里程计姿态增量和位置增量的测量值，$n_{\delta R,i}$姿态增量测量噪声，$R_{i-1}$和$R_i$为相邻时刻的姿态测量值，$P_{i-1}$和$P_i$为相邻时刻的位置测量值，$n_{\Delta p,i}$为位置增量测量噪声。

则 VIO 的残差因子为：

$$\boldsymbol{r}_{VIO}\left(\hat{\boldsymbol{z}}_{i,\mathrm{VIO}}, \boldsymbol{\chi}\right) = \begin{Bmatrix} \boldsymbol{r}_{\delta R,i} \\ \boldsymbol{r}_{\Delta p,i} \end{Bmatrix} = \begin{Bmatrix} log\left(\boldsymbol{y}_{\delta R,i} - R_{i-1}^{T} R_i\right) \\ \boldsymbol{y}_{\Delta p,i} - R_{i-1}^{T}(P_i - P_{i-1}) \end{Bmatrix}$$

（2）高精地图构建及 GNSS 约束下的精细化修正

第一步：初步地图构建。通过相机关键帧选取后，将相机图像通过 LSS（一种 2D 转 3D 算法，ift-Splat-Shoot）方法变换到三维空间，即将二维图像通过引入深度估计进行逆透视变换，2D 像素点(u, v)映射到对应的全局坐标系点(X_w, Y_w, Z_w)：

$$[u \quad v \quad 1]^T = KRT[X_w \quad Y_w \quad Z_w \quad 1]^T$$

其中，R 为相机旋转矩阵，T 为相机平移向量，K 为相机内参矩阵。

$$R = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & cos\,\theta & -sin\,\theta & 0 \\ 0 & sin\,\theta & cos\,\theta & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$T = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & -\dfrac{h}{sin\,\theta} \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

其中，h 为相机高度，θ为相机俯仰角。

通过 LSS 方法使得相机特征与深度相关联，最终实现空间视角下的三维感知。

第二步：开阔地区识别。通过卷积神经网络语义分割算法，将预测的映射元素（3D 地图点）赋予标签并对同一标签的实物判断密度。

本发明采用 SSD 卷积神经网络，SSD 算法可以在一幅图像中同时检测和分类对象。首先利用数据集（预先通过车载摄像头采集的方式获取不同场景下的图像，建立高楼建筑和道路数据集）对 SSD 卷积神经网络模型进行训练，即在不同尺度的特征映射上进行卷积，生成一系列固定大小的候选区域，并直接对它们进行分类和位置回归，获得待检测目标（即高楼建筑、道路和开阔地区）的相关信息。每个特征映射的大小不同，这也导致生成的候选区域大小不同。具体来说，SSD 会在每个位置上生成多个默认框。这些默认框对应不同的长宽比和尺度，如宽高比为 1:1，1:2，2:1 等，用于描述对象尺寸和形状的多样性。对于高楼建筑，一般需要高度更大的框。

本发明所定义的开阔地区要符合楼层低且数量少的特征，所以对于开阔区域内高楼建筑的宽高比本发明选择 1：1 以上的建筑，并且同一区域内高度要求的建筑物密度小于一定阈值。若在该开阔区域内识别到道路，则在道路上选点作为开阔地区的中心，并为其赋予新的标签“开阔地区参考点”；若该开阔区域属于不可通行区域，则将该开阔区域最靠近可行驶道路的建筑赋予这个新标签。经 SSD 卷积神经网络训练后，视觉图像处理最后得到的结果是一组预测框，每个预测框具有明确的分类标签（高楼建筑、道路或开阔地区参考点）和位置信息（框的中心坐标，宽度和高度）。根据上一步的 LSS 算法，可将本步骤得到的标签赋予到三维位置上。

第三步：GNSS/IMU 约束精细化。根据前期训练结果，在进行实时定位过程中，地图构建的同时进行开阔地区的识别，根据“开阔区域参考点”这个标签，当通过该区域或靠近该区域（无法通过的情况下）时，使用 GNSS/IMU 松组合定位结果进行约束修正。即当通过该开阔区域参考点时，

GNSS 与 IMU 组合导航可以得到高精度位姿，对前期预测到的该点的位姿进行修正，并且进一步为该时刻后的地图构建提供新的约束：利用 GNSS/IMU 提供的位置姿态信息从世界坐标系转换到相机坐标系，并通过相机内置转换矩阵进一步转换到像素坐标系下，与之前预测到的同一位置的视觉目标点进行联合优化，即使得下式最小：

$$\eta = argmin\frac{1}{2}\sum_{i=1}^{n}\left\|\boldsymbol{u}_i - \frac{1}{z}\boldsymbol{K}\left(\boldsymbol{R}_w^c(\boldsymbol{P}-\boldsymbol{P}_c)\right)\right\|^2$$

式中，$\boldsymbol{P}$为 GNSS/IMU 观测点与地图点进行联合优化的目标点坐标，$\boldsymbol{K}$为相机内参，z为特征点深度，$\boldsymbol{R}_w^c$、$\boldsymbol{P}_c$分别为视觉图像处理及地图点生成过程中的先验转换矩阵信息和地图特征点位置信息，$\boldsymbol{u}_i$为 GNSS/IMU 定位并通过坐标系转换到像素坐标系下的坐标及左右图像视差组成的观测值。

通过梯度下降法最小化该损失函数，可得到重合精度较高的特征点组成的半稀疏高精地图，这为定位算法提供良好的观测约束。通过上述处理最后得到经过 GNSS/IMU 约束修正后的包含几何信息和特征信息的高精地图。

第四步：全局高精地图优化构建。不断生成的局部地图，可以通过回环检测判断是否重复，如果重复，可以根据非线性优化进行局部地图的更新，可以通过高斯牛顿法求解以下非线性最小二乘问题来实现：

$$min_{x_1,x_2,\ldots,x_n}\sum_{i,j}\rho\left(e_{ij}(x_i,x_j,z_{ij})^T\Omega_{ij}e_{ij}(x_i,x_j,z_{ij})\right)$$

式中$e_{ij}(x_i,x_j,z_{ij})$是从位姿x_i到位姿x_j的观测数据z_{ij}与位姿估计之间的误差，Ω_{ij}是观测数据的信息矩阵，$\rho(\cdot)$是鲁棒核函数，用于减少离群点的影响。

如果所经区域不重复，根据 BEV（Bird's Eye View，鸟瞰视图）感知过程中的感知相似性获得共视关系，共视关系用矩阵V表示，V_{ij}表示位姿i与位姿j之间的共视程度。根据共视关系寻找相似帧F_i与F_j下的特征点P_i和P_j，并通过计算特征点之间的欧氏距离寻找相同的特征点：

$$d(P_i,P_j)=\sqrt{(x_i-x_j)^2+(y_i-y_j)^2+(z_i-z_j)^2}$$

当欧氏距离小于指定阈值时，判断特征点P_i和P_j相同，根据共视关系找到的相同特征点生成全局地图。

第五步：基于特征匹配的全局因子扩充。全局地图反馈是在于利用生成/更新后的地图点来扩充视觉特征状态向量，并生成新的视觉重投影残差因子作为辅助定位信息进入全局因子图优化过程。考虑到算法实时性，在使用地图进行视觉因子扩充时，仅考虑特征点重投影残差而忽略线特征。

$$r_i = f(X,P_i) - O_i$$

式中，X为视觉特征状态向量，P_i为经过 RANSAC 算法匹配后，与所观察帧中相似的三维地图中的某个点的特征，$f()$为视觉重投影函数，将状态向量和地图点映射到图像平面，O_i为在图像中观测到的对应特征点。

对于扩充新的视觉重投影残差因子时，本发明考虑两个标准以确保因子扩充的质量：一是地图点在图像上的投影点与实际观测点之间差异即重投影误差小于阈值；二是不同视角下观测到的地图点的几何关系是否一致，即在不同视角或不同时间点观测到的特征点的几何关系是否一致。

（3）全局因子扩充下的 GNSS/INS/Vision 组合导航全局位姿优化

前面部分生成的高精全局地图存储感知环境的高精度几何信息，在此地图的帮助下，本发明可以通过相机的光学中心，使特征点和匹配的地标构建共线方程，以提供额外的信息因子约束全系统因子优化过程。

第一步：伪距因子和多普勒测速因子构建。在进行单点定位解算过程中可得到伪距测量模型为：

$$\boldsymbol{P}_r^s = \left\|\boldsymbol{p}_s^{\mathrm{ECI}} - \boldsymbol{p}_r^{\mathrm{ECI}}\right\| + c(\boldsymbol{\zeta}_s^T \delta\boldsymbol{t} - \Delta t^s) + \boldsymbol{T}_r^s + \boldsymbol{I}_r^s + \boldsymbol{M}_r^s + \varepsilon_r^s$$

式中，$\boldsymbol{P}_r^s$为伪距，$\boldsymbol{p}_s^{\mathrm{ECI}}$为卫星 s 在地心惯性坐标系的坐标，$\boldsymbol{p}_r^{\mathrm{ECI}}$为接收机 r 在地心惯性坐标系的坐标，$\boldsymbol{\zeta}_s^T$为 4×1 的向量，对应的卫星星座实体为 1，其他三个实体为 0，Δt^s为卫星时钟钟差，$\boldsymbol{T}_r^s$和$\boldsymbol{I}_r^s$分别代表对流层延迟和对流层延迟，$\boldsymbol{M}_r^s$为多路径效应引起的延迟，ε_r^s为伪距的测量噪声。

伪距因子的残差是伪距预测值与观测值之间的误差，因此根据伪距测量模型，卫星 s 在 i 时刻的伪距残差可以写成：

$$\boldsymbol{r}_{Pse}\left(\hat{\boldsymbol{z}}_{r_i}^s, \boldsymbol{\chi}\right) = \left\|\boldsymbol{p}_s^{\mathrm{ECI}} - \boldsymbol{p}_{r_i}^{\mathrm{ECI}}\right\| + c(\boldsymbol{\zeta}_s^T \delta\boldsymbol{t} - \Delta t^s) + \boldsymbol{T}_{r_i}^s + \boldsymbol{I}_{r_i}^s - \boldsymbol{P}_{r_i}^s$$

为了在因子图中建立 GNSS 观测值在时间上的相关性，引入 GNSS 测速结果对相邻历元的位置变量进行约束，得到多普勒速度测量模型：

$$\boldsymbol{v}_i^{\mathrm{DV}} = h_i^{\mathrm{DV}}(x_i, x_{i+1}) + \boldsymbol{w}_i^{\mathrm{DV}}$$

$$h_i^{\mathrm{DV}}(x_i, x_{i+1}) = \begin{bmatrix} \dfrac{p_{i+1,x} - p_{i,x}}{\Delta t} \\ \dfrac{p_{i+1,y} - p_{i,y}}{\Delta t} \\ \dfrac{p_{i+1,z} - p_{i,z}}{\Delta t} \end{bmatrix}$$

式中，$\boldsymbol{v}_i^{\mathrm{DV}}$i 时刻的多普勒速度，$p_{i,x}$为 i 时刻的位置量，$\boldsymbol{w}_i^{\mathrm{DV}}$为速度测量值的噪声，$\Delta t$为相邻历元间的时间差。

多普勒速度因子的残差是速度预测值与观测值之间的误差，因在 i 时刻的多普勒速度测量的残差可以写成：

$$\boldsymbol{r}_D\left(\hat{z}_{i,\mathrm{DV}}, \boldsymbol{\chi}\right) = \boldsymbol{v}_i^{\mathrm{DV}} - h_i^{\mathrm{DV}}(x_i, x_{i+1})$$

第二步：全局因子融合及初始化。在初始化过程中，首先需要针对当前帧是否为关键帧进行判断。本文所提出的 GNSS/INS/Vision 算法对于视觉的关键帧的判断主要依据点已在构建 VIO 因子过程说明。对于 GNSS 观测，由于伪距单点定位过程中参数的收敛需要一定时间，需要确保卫星观测的连续性，因而当 GNSS 卫星观测传入时，系统会将其构建为关键帧并加入滑动窗口。

因为视觉惯性里程计的坐标系是局部坐标系，所以在融合信息之前，需要与 GNSS 系统进行初始化对齐。GNSS 系统与视觉惯性里程计的初始化对齐问题，可以看成是一个位置轨迹对齐的问题。GNSS 系统的参考坐标系是 ENU 系，VIO 和扩充视觉点信息的坐标系是局部世界坐标系，在数据融合前需计算出两个坐标系转换矩阵，若将 ENU 坐标系转变为本发明所使用的世界坐标系——ECEF 坐标系，则坐标转换矩阵为$\boldsymbol{R}_n^e$。

$$\boldsymbol{R}_n^e = \begin{bmatrix} -\sin\beta & -\sin\alpha\cos\beta & \cos\alpha\cos\beta \\ \cos\beta & -\sin\alpha\sin\beta & \cos\alpha\sin\beta \\ 0 & \cos\alpha & \sin\alpha \end{bmatrix}$$

式中，n 是 ENU 坐标系；e 是 ECEF 坐标系；α和β分别是 ENU 坐标系原点的纬度和经度。

第三步：滑动窗口优化。初始化成功后可将后续观测加入因子图，进行基于因子图的整体优化。在导航定位问题中，随着观测信息增多因子图规模也随之增长，所以为了提高图优化算法的实时性，本发明通常引入滑动窗口来限制图规模。

当新一帧观测到来时，首先为其构造相应的系统状态量节点并加入到因子图中，根据其观测值类型建立相应的误差因子，并将其与相关的状态量节点相连。若此时窗口已满，则需要将窗口中最老帧对应的节点进行边缘化处理，移除该节点并为窗口内与其相关的节点构造先验约束项因子，参与后续系统全局状态优化；

由滑动窗口中各因子所构建的优化问题为：

$$\chi^* = \underset{\chi}{argmin}\{ \left\|\boldsymbol{r_p} - \boldsymbol{H_p}\chi\right\|^2 + \sum_{s\in \boldsymbol{P_{se}}} \left\|\boldsymbol{r_{Pse}}\left(\hat{\boldsymbol{z}}^s_{r,i}, \chi\right)\right\|^2_{\boldsymbol{\Sigma}^s_{r,i}} + \sum_{i\in D} \left\|\boldsymbol{r_D}\left(\hat{\boldsymbol{z}}_{i,\mathrm{DV}}, \chi\right)\right\|^2_{\boldsymbol{\Sigma}_{i,\mathrm{DV}}}$$
$$+ \sum_{i\in V} \left\|\boldsymbol{r}_{\mathrm{VIO}}\left(\hat{\boldsymbol{z}}_{i,\mathrm{VIO}}, \chi\right)\right\|^2_{\Sigma_{i,\mathrm{VIO}}} + \sum_{(i,j)\in M} \left\|\boldsymbol{r}_i\left(\hat{\boldsymbol{z}}_i^{c_j}, \chi\right)\right\|^2_{\boldsymbol{\Sigma}_i^{c_j}} \}$$
$$\chi = \left[x_i^{'}, x_{i+1}^{'}, \ldots, x_{i+f}^{'}, \lambda_i, \lambda_{i+1}, \ldots, \lambda_{i+p}, o_i, o_{i+1}, \ldots, o_{i+l}, t_{r,s}, T\right]$$
$$\boldsymbol{x}_n^{'} = \left[p^e_{b_n}, q^e_{b_n}, v^e_{b_n}\right], n \in [i, i+f]$$

χ^*表示求解到最优解的对应状态，χ表示滑窗中的全局状态向量，相对于 VIO 系统中的状态量，$\boldsymbol{x}_n^{'}$表示滑动窗口中t_i时刻的系统状态，$p^e_{b_n}, q^e_{b_n}, v^e_{b_n}$分别表示$t_i$时刻在 e 系下的位置、姿态和速度；$t_{r,s}$表示$t_i$时刻不同卫星系统的接收机钟差，r 和 s 分别为接收机和卫星系统，T 表示t_i时刻的对流层延迟。

$\boldsymbol{r_p}$、$\boldsymbol{H_p}$为边缘化所产生的先验约束的残差与系数阵；$\boldsymbol{r_{Pse}}$为伪距残差、$\boldsymbol{r_D}$为多普勒速度残差、$\boldsymbol{r}_{\mathrm{VIO}}$为视觉惯性里程计残差、$\boldsymbol{r}_i$为地图扩充视觉点特征重投影残差；$\boldsymbol{Pse}$为滑窗内伪距测量值的集合、$\boldsymbol{D}$为滑窗内多普勒速度测量值的集合、$V$为滑窗内 VIO 测量值集合、$\boldsymbol{M}$为滑窗内地图点点特征选取集合；$\boldsymbol{\Sigma}^s_{r,i}$、$\boldsymbol{\Sigma}_{i,\mathrm{DV}}$、$\boldsymbol{\Sigma}_{\mathrm{i,VIO}}$、$\boldsymbol{\Sigma}_i^{c_j}$为其各自相应的协方差矩阵。

第四步：全局最优位姿。在通过 GNSS/IMU/Vision 全局因子扩充和半紧组合导航解算后，可以获得救援车辆的高精度位姿，根据解算的载体高精度位姿，进一步修正灾害环境下的全局地图（步骤同高精地图构建），从而实现地图的实时更新，并用于下一个历元的计算。

具体实现中，本申请提供计算机存储介质以及对应的数据处理单元，其中，该计算机存储介质能够存储计算机程序，所述计算机程序通过数据处理单元执行时可运行本发明提供的一种灾害环境下北斗多源融合定位方法的发明内容以及各实施例中的部分或全部步骤。所述的存储介质可为磁碟、光盘、只读存储记忆体（read-only memory，ROM）或随机存储记忆体（random access memory，RAM）等。

本领域的技术人员可以清楚地了解到本发明实施例中的技术方案可借助计算机程序以及其对应的通用硬件平台的方式来实现。基于这样的理解，本发明实施例中的技术方案本质上或者说对现有技术做出贡献的部分可以以计算机程序即软件产品的形式体现出来，该计算机程序软件产品可以存储在存储介质中，包括若干指令用以使得一台包含数据处理单元的设备（可以是个人计算机，服务器，单片机，MCU 或者网络设备等）执行本发明各个实施例或者实施例的某些部分所述的方法。

本发明提供了一种灾害环境下北斗多源融合定位方法的思路及方法，具体实现该技术方案的方法和途径很多，以上所述仅是本发明的优选实施方式，应当指出，对于本技术领域的普通技术人员来说，在不脱离本发明原理的前提下，还可以做出若干改进和润饰，这些改进和润饰也应视为本发明的保护范围。本实施例中未明确的各组成部分均可用现有技术加以实现。

权 利 要 求 书

1、一种灾害环境下北斗多源融合定位方法，其特征在于，包括以下步骤：

步骤 1，使用所述灾害环境下待定位载体上的相机采集图像，并基于点线特征提取构建 VIO 因子；

步骤 2，地图构建并对其进行 GNSS/IMU 约束下的精细化修正，得到全局地图；

步骤 3，全局地图扩充视觉因子，并进行 GNSS/INS/Vision 组合导航全局位姿优化解算，完成灾害环境下北斗多源融合定位。

2、根据权利要求 1 所述的一种灾害环境下北斗多源融合定位方法，其特征在于，步骤 1 中所述的基于点线特征提取构建 VIO 因子，具体包括：

步骤 1-1，点线特征提取与关键帧判断；

步骤 1-2，构建视觉特征重投影残差因子；

步骤 1-3，构建 IMU 预积分残差因子；

步骤 1-4，构建 VIO 因子。

3、根据权利要求 2 所述的一种灾害环境下北斗多源融合定位方法，其特征在于，步骤 1-1 中所述的点线特征提取与关键帧判断，具体包括：

步骤 1-1-1，点线特征提取：根据采集的图像，使用 FAST 点特征提取和 LSD 线特征提取，获得点线特征；借助 BRIEF 描述子对点线特征进行匹配，并采用 RANSAC 方法对点线特征误匹配的结果进行剔除；

步骤 1-1-2，判断关键帧：将采集的图像设为一组连续的帧$F=\{F_1,F_2,F_3,\ldots,F_i,\}$，$F_i$表示第$i$帧，对于每帧图像$F_i$，包括以下参数：对应的时间戳$T_i$和该帧图像中包含的点线特征数量$b_i$，用 K_n表示第n个关键帧，根据以下标准判断第i帧图像F_i是否为关键帧：

第一标准：第i帧图像F_i与相邻关键帧的时间间隔大于指定阈值，即$T_i-T_{K_n}>T_0$，T_{K_n}表示最近的一个关键帧的时间戳，T_0为设定的时间差阈值；

第二标准：关键帧所包含点线特征数量大于指定阈值，即$b_i>b_0$，b_0为设定的点线特征数量阈值；

对于判断为非关键帧的图像帧，直接丢弃处理；

步骤 1-1-3，特征匹配与筛选：找到关键帧后，采用 KNN 算法进行特征匹配，即：对于一帧图像中的一个特征，在另一帧图像中寻找最相似的特征，然后将它们视为匹配对；在上述匹配过程中，采用 RANSAC 算法剔除误匹配。

4、根据权利要求 3 所述的一种灾害环境下北斗多源融合定位方法，其特征在于，步骤 1-2 中所述的构建视觉特征重投影残差因子，即：建立视觉特征重投影残差模型，将地图点在图像中的投影点与对应观测点之间的距离作为视觉特征重投影残差，具体包括：

步骤 1-2-1，点特征重投影残差，具体如下：

对于第l个特征点 L，设其在第i帧F_i对应的第i个相机坐标系中观测得到的归一化坐标为$\hat{L}_l^{c_i}$，通过图像特征跟踪方法得出在第j帧F_j对应的第j个相机坐标系下观测同一特征点得到的归一化坐标为$\hat{L}_l^{c_j}$，将该特征点 L 从第一次观测到它的第i个相机坐标系转换到再次观测到它的相机坐标系j下的归一化坐标即观测预测值为$L_l^{c_j}$，则视觉观测残差项为预测值和实际观测值之间的差$r_l\left(\hat{z}_l^{c_j},\mathcal{X}_{VIO}\right)$，即：

$$r_l\left(\hat{z}_l^{c_j},\mathcal{X}_{VIO}\right)=\hat{L}_l^{c_j}-L_l^{c_j}$$

其中，$\mathcal{X}_{VIO}$表示 VIO 局部位姿在世界坐标系中的全局状态向量，$\hat{z}_l^{c_j}$表示相机的点特征观测量；

$$\mathcal{X}_{VIO}=\left[x_i,x_{i+1},\ldots,x_{i+f},\lambda_i,\lambda_{i+1},\ldots,\lambda_{i+p},o_i,o_{i+1},\ldots,o_{i+l}\right]$$

$$x_n = \left[p_n^{\omega}, q_n^{\omega}, v_n^{\omega}, b_{an}, b_{gn}\right], n \in [i, i+f]$$

其中，x_n包括第n个 IMU 提供的载体位置p_n^{ω}、方向q_n^{ω}、速度v_n^{ω}、加速度偏置b_{an}和陀螺仪偏置b_{gn}；f、p和l分别表示滑窗内图像帧、点特征和线特征的总数；λ_{i+m}表示第m个特征点与初始特征点之间的逆深度；o_{i+w}表示第w条特征线在世界坐标系中的正交表示；

步骤 1-2-2，线特征重投影残差，即将相机平面观测到的直线端点到重投影直线的距离作为残差，具体如下：

设第i个相机即采集第i帧F_i时的相机，观测到直线L_k，将直线L_k投影到第i个关键帧的归一化平面得到投影直线方程$l_k^{c_i}$；相机平面观测到的两个直线端点分别为$\hat{s}_k^{c_i} = [u_s \quad v_s \quad 1]^T$和$\hat{e}_k^{c_i} = [u_e \quad v_e \quad 1]^T$，用$d(x, L)$表示点 x 到直线 L 的距离，则线特征重投影残差$r_{L_i}\left(\hat{s}_i^{c_j}, \hat{e}_i^{c_j}, \mathcal{X}_{VIO}\right)$，为：

$$r_{L_i}\left(\hat{s}_i^{c_j}, \hat{e}_i^{c_j}, \mathcal{X}_{VIO}\right) = \begin{bmatrix} d\left(\hat{s}_k^{c_i}, l_k^{c_i}\right) \\ d\left(\hat{e}_k^{c_i}, l_k^{c_i}\right) \end{bmatrix}$$

。

5、根据权利要求 4 所述的一种灾害环境下北斗多源融合定位方法，其特征在于，步骤 1-3 中所述的构建 IMU 预积分残差因子，具体包括：

步骤 1-3-1，建立 IMU 预积分残差模型，具体如下：

将相邻两个关键帧之间的 IMU 积分在前一个关键帧F_i的 IMU 载体坐标系下进行，获得独立于关键帧F_i状态的相对运动增量，其中 IMU 的零偏改变用一阶线性近似处理；在 IMU 坐标系下，IMU 测量方程为：

$$\hat{a}_t = a_t + b_{a_t} + R_w^{b_t} g^w + n_a$$

$$\hat{w}_t = w_t + b_{w_t} + n_w$$

其中，$\hat{a}_t$为 t 时刻加速度测量值，a_t为 t 时刻不含噪声的加速度，b_{a_t}为 t 时刻加速度的随机游走，$R_w^{b_t}$为坐标变换矩阵，g^w为重力加速度，n_a为加速度计白噪声；$\hat{w}_t$为 t 时刻陀螺仪测量值，w_t为 t 时刻不含噪声的角速度，b_{w_t}为 t 时刻角速度随机游走，n_w为陀螺仪白噪声；

根据上述 IMU 测量方程积分并进行坐标系转换，则 IMU 预积分如下：

$$\begin{cases} \alpha_{b_j}^{b_i} = \iint_{t\in[i,j]} \left(R_{b_t}^{b_i}\left(\hat{a}_t - b_{a_t} - n_a\right)\right) \mathrm{dt}^2 \\ \beta_{b_j}^{b_i} = \int_{t\in[i,j]} \left(R_t\left(\hat{a}_t - b_{a_t} - n_a\right)\right) \mathrm{dt} \\ \gamma_j^i = \int_{t\in[i,j]} \left(\frac{1}{2}\Omega\left(\hat{w}_t - b_{w_t} - n_w\right) q_t^{b_i}\right) \mathrm{dt} \end{cases}$$

其中，$\alpha_{b_j}^{b_i}$、$\beta_{b_j}^{b_i}$、γ_j^i为集成t_i到t_j时刻的相对位置、速度和旋转量，中间项$\Omega(w)$计算方法如下：

$$\Omega(w) = \begin{bmatrix} -[w]_{\times} & w \\ -w^T & 0 \end{bmatrix}$$

其中，w表示陀螺仪测量值，×表示矩阵反对称运算，T表示矩阵转置运算；

步骤 1-3-2，建立 IMU 预积分残差因子，具体如下：

经过 IMU 预积分后，系统状态与 IMU 测量的残差$r_B\left(\hat{z}_{b_j}^{b_i}, \mathcal{X}_{VIO}\right)$如下：

$$r_B\left(\hat{z}_{b_j}^{b_i}, \mathcal{X}_{VIO}\right) = \left[\delta\alpha_{b_j}^{b_i} \quad \delta\beta_{b_j}^{b_i} \quad \delta\gamma_j^i \quad \delta b_a \quad \delta b_g\right]^T$$

其中，δ表示测量值与预测值的差值，$\hat{z}_{b_j}^{b_i}$表示 IMU 观测量。

6、根据权利要求 5 所述的一种灾害环境下北斗多源融合定位方法，其特征在于，步骤 1-4 中所述的构建 VIO 因子，具体方法包括：

根据点特征重投影残差、线特征重投影残差和 IMU 预积分残差，采用最小二乘法进行联合优化，具体如下：

$$\mathcal{X}_{VIO}^{*} = \underset{\mathcal{X}_{VIO}}{argmin}\{ \left\| r_p - H_p\mathcal{X}_{VIO} \right\|^2 + \sum_{(i,j)\in B} \left\| r_B\left(\hat{z}_{b_j}^{b_i}, \mathcal{X}_{VIO}\right) \right\|_{\Sigma_{b_i}^{b_i}}^2 + \sum_{(i,j)\in C_1} \left\| r_l\left(\hat{z}_l^{c_j}, \mathcal{X}_{VIO}\right) \right\|_{\Sigma_l^{c_j}}^2$$

$$+ \sum_{(i,j)\in C_2} \left\| r_{L_i}\left(\hat{z}_{L_i}^{c_j}, \mathcal{X}_{VIO}\right) \right\|_{\Sigma_{L_i}^{c_j}}^2 \}$$

其中，$\mathcal{X}_{VIO}^{*}$表示求解到最优解的对应状态值r_p和H_p为先验信息，r_B为 IMU 预积分残差、r_l为点特征重投影残差、r_{L_k}为线特征重投影残差；B为 IMU 测量值集合，C_1和C_2为点、线特征测量值的集合，$\Sigma_{b_j}^{b_i}$、$\Sigma_l^{c_j}$和$\Sigma_{L_k}^{c_j}$为 IMU 测量值$\hat{z}_{b_j}^{b_i}$、点特征测量值$\hat{z}_l^{c_j}$、线特征测量值$\hat{z}_{L_i}^{c_j}$各自对应的协方差矩阵；

根据上述优化结果，利用t_{i-1}时刻到t_i时刻之间的 VIO 位置增量和姿态增量进行建模，得到测量模型如下：

$$y_{\mathrm{i,VO}} = \begin{Bmatrix} y_{\delta R,i} \\ y_{\Delta p,i} \end{Bmatrix} = \begin{Bmatrix} exp\left(n_{\delta R,i}\right) R_{i-1}^T R_i \\ R_{i-1}^T(P_i - P_{i-1}) + n_{\Delta p,i} \end{Bmatrix}$$

其中，$y_{\delta R,i}$和$y_{\Delta p,i}$为视觉里程计姿态增量和位置增量的测量值，$n_{\delta R,i}$姿态增量测量噪声，R_{i-1}和R_i为相邻时刻的姿态测量值，P_{i-1}和P_i为相邻时刻的位置测量值，$n_{\Delta p,i}$为位置增量测量噪声；则 VIO 因子$r_{VIO}\left(\hat{z}_{i,\mathrm{VIO}}, \chi\right)$为：

$$r_{VIO}\left(\hat{z}_{i,\mathrm{VIO}}, \chi\right) = \begin{Bmatrix} r_{\delta R,i} \\ r_{\Delta p,i} \end{Bmatrix} = \begin{Bmatrix} log\left(y_{\delta R,i} - R_{i-1}^T R_i\right) \\ y_{\Delta p,i} - R_{i-1}^T(P_i - P_{i-1}) \end{Bmatrix}$$

其中，$\hat{z}_{i,\mathrm{VIO}}$表示 VIO 系统测量值，$r_{\delta R,i}$和$r_{\Delta p,i}$分别表示视觉惯性里程计姿态增量和位置增量的测量值。

7、根据权利要求 6 所述的一种灾害环境下北斗多源融合定位方法，其特征在于，步骤 2 中所述的地图构建并对其进行 GNSS/IMU 约束下的精细化修正，具体包括：

步骤 2-1，初步地图构建，具体如下：

通过关键帧判断后，将相机图像筛选后的关键帧图像通过 LSS 方法变换到三维空间，所述图像中的像素点(u, v)映射到对应的全局坐标系点(X_w, Y_w, Z_w)，方法如下：

$$[u \quad v \quad 1]^T = KRT[X_w \quad Y_w \quad Z_w \quad 1]^T$$

其中，R为相机旋转矩阵，T为相机平移向量，K为相机内参矩阵；

$$R = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & cos\,\theta & -sin\,\theta & 0 \\ 0 & sin\,\theta & cos\,\theta & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$T = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & -\dfrac{h}{sin\,\theta} \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

其中，h为相机高度，θ为相机俯仰角；

步骤 2-2，开阔地区识别，通过卷积神经网络语义分割方法，将映射元素即三维空间中的地图点即步骤 2-1 中所述的全局坐标系点，赋予标签并对同一标签的实物判断密度，具体如下：

定义所述开阔地区，即：该区域内高楼建筑的宽高比为 1：1 以上的建筑，并且同一区域内符合高度要求的建筑物密度小于预设的阈值；

若在该开阔区域内识别到道路，则在道路上选点作为开阔地区的中心，并为其赋予新的标签：开阔地区参考点；若该开阔区域属于不可通行区域，则将该开阔区域最靠近可行驶道路的建筑赋予上述新的标签：开阔地区参考点；

使用 SSD 卷积神经网络语义分割方法后，将图像中的检测目标赋予分类标签和二维位置信息；根据步骤 2-1 中的的 LSS 方法，将上述分类标签对应到到三维位置上；

步骤 2-3，GNSS/IMU 约束精细化，即：根据卷积神经网络语义分割算法中的前期训练结果，在进行实时定位过程中，地图构建的同时进行开阔地区的识别，根据开阔区域参考点标签，当通过该区域或靠近该区域即无法通过时，使用 GNSS/IMU 松组合定位结果进行约束修正；

步骤 2-4，全局高精地图优化构建，具体如下：

不断生成的局部地图，通过回环检测判断是否重复，如果重复，则根据非线性优化进行局部地图的更新，通过高斯牛顿法求解以下非线性最小二乘问题来实现：

$$min_{x_1,x_2,\ldots,x_n}\sum_{i,j}\rho\left(e_{ij}\left(x_i,x_j,z_{ij}\right)^T\Omega_{ij}e_{ij}\left(x_i,x_j,z_{ij}\right)\right)$$

其中，$e_{ij}(x_i,x_j,z_{ij})$是从位姿x_i到位姿x_j的观测数据z_{ij}与位姿估计之间的误差，Ω_{ij}是观测数据的信息矩阵，$\rho(\cdot)$是鲁棒核函数；

如果所经区域不重复，则根据 BEV 感知过程中的感知相似性获得共视关系，共视关系用矩阵V表示，V_{ij}表示位姿x_i到位姿x_j之间的共视程度；根据共视关系寻找相似帧F_i与F_j下的特征点P_i和P_j，并通过计算特征点之间的欧氏距离$d\left(P_i,P_j\right)$寻找相同的特征点，如下：

$$d\left(P_i,P_j\right)=\sqrt{\left(x_i-x_j\right)^2+\left(y_i-y_j\right)^2+\left(z_i-z_j\right)^2}$$

当欧氏距离小于指定阈值时，判断特征点P_i和P_j相同，根据共视关系找到的相同特征点生成全局地图；

步骤 2-5，基于特征匹配的全局因子扩充，即：利用生成或更新后的地图点来扩充视觉特征状态向量，并生成新的视觉重投影残差因子作为辅助定位信息进入全局因子图优化过程；在使用地图进行视觉因子扩充时，仅扩充特征点重投影残差。

8、根据权利要求 7 所述的一种灾害环境下北斗多源融合定位方法，其特征在于，步骤 2-3 中所述的 GNSS/IMU 约束精细化，具体如下：

当通过该开阔区域参考点时，GNSS 与 IMU 组合导航得到高精度位姿，对前期预测到的该点的位姿进行修正，并且进一步为该时刻后的地图构建提供新的约束：利用 GNSS/IMU 提供的位置姿态信息从世界坐标系转换到相机坐标系，并通过相机内置转换矩阵进一步转换到像素坐标系下，与之前预测到的同一位置的视觉目标点进行联合优化，即使得下式的值η最小：

$$\eta=argmin\frac{1}{2}\sum_{i=1}^{n}\left\|u_i-\frac{1}{z}K\left(R_w^c(P-P_c)\right)\right\|^2$$

其中，P为 GNSS/IMU 观测点与地图点进行联合优化的目标点坐标，K为相机内参，z为特征点深度，R_w^c、P_c分别为视觉图像处理及地图点生成过程中的先验转换矩阵信息和地图特征点位置信息，u_i为 GNSS/IMU 定位并通过坐标系转换到像素坐标系下的坐标及左右图像视差组成的观测值。

9、根据权利要求 8 所述的一种灾害环境下北斗多源融合定位方法，其特征在于，步骤 3 中所述的全局地图扩充视觉因子，具体包括：

步骤 3-1，伪距因子和多普勒测速因子构建，具体如下：

在进行单点定位解算过程中得到伪距测量模型，伪距因子的残差是伪距预测值与观测值之间的误差，根据伪距测量模型，计算获得卫星 s 在t_i时刻的伪距残差为r_{Pse}；

引入 GNSS 测速结果对相邻历元的位置变量进行约束，得到多普勒速度测量模型；多普勒速度因子的残差是速度预测值与观测值之间的误差，计算获得在t_i时刻的多普勒速度测量的残差r_D；

步骤 3-2，全局因子融合及初始化，具体如下：

对当前帧是否为关键帧进行判断，即根据步骤 1 中所述方法判断关键帧；当 GNSS 卫星观测数据传入时，将其构建为关键帧并加入滑动窗口；

视觉惯性里程计的坐标系与 GNSS 系统进行初始化对齐；

步骤 3-3，滑动窗口优化，步骤 3-2 中所述初始化成功后，将后续观测加入因子图，进行基于因子图的整体优化；引入滑动窗口用于限制图规模，具体如下：

当新一帧观测到来时，首先为其构造相应的系统状态量节点并加入到因子图中，根据其观测值类型建立相应的误差因子，并将其与相关的状态量节点相连；若此时窗口已满，则将窗口中最老帧对应的节点进行边缘化处理，移除该节点并为窗口内与其相关的节点构造先验约束项因子，参与后续系统全局状态优化；

步骤 3-4，全局最优位姿，经过上述步骤后，获得待定位载体的高精度位姿，根据该高精度位姿，进一步修正全局地图，实现地图的实时更新，并用于下一个历元的计算。

10、根据权利要求 9 所述的一种灾害环境下北斗多源融合定位方法，其特征在于，步骤 3-3 中所述的滑动窗口优化，即：由滑动窗口中各因子所构建的优化问题为：

$$\chi^* = \underset{\chi}{argmin}\{ \left\|\boldsymbol{r_p} - \boldsymbol{H_p}\chi\right\|^2 + \sum_{s\in \boldsymbol{P_{se}}} \left\|\boldsymbol{r_{Pse}}\left(\hat{\boldsymbol{z}}^s_{r,i}, \chi\right)\right\|^2_{\boldsymbol{\Sigma}^s_{r,i}} + \sum_{i\in D} \left\|\boldsymbol{r_D}\left(\hat{\boldsymbol{z}}_{i,\mathrm{DV}}, \chi\right)\right\|^2_{\boldsymbol{\Sigma}_{i,\mathrm{DV}}}$$
$$+ \sum_{i\in V} \left\|\boldsymbol{r}_{\mathrm{VIO}}\left(\hat{\boldsymbol{z}}_{i,\mathrm{VIO}}, \chi\right)\right\|^2_{\Sigma_{i,\mathrm{VIO}}} + \sum_{(i,j)\in M} \left\|\boldsymbol{r}_i\left(\hat{\boldsymbol{z}}^{c_j}_i, \chi\right)\right\|^2_{\boldsymbol{\Sigma}^{c_j}_i} \}$$
$$\chi = \left[x_i^{'}, x_{i+1}^{'}, \ldots, x_{i+f}^{'}, \lambda_i, \lambda_{i+1}, \ldots, \lambda_{i+p}, o_i, o_{i+1}, \ldots, o_{i+l}, t_{r,s}, T\right]$$
$$x_n^{'} = \left[p^e_{b_n}, q^e_{b_n}, v^e_{b_n}\right], n \in [i, i+f]$$

其中，χ^*表示求解到最优解的对应状态，χ表示滑窗中的全局状态向量，相对于 VIO 系统中的状态量，$x_n^{'}$表示滑动窗口中t_i时刻的系统状态，$p^e_{b_n}, q^e_{b_n}, v^e_{b_n}$分别表示$t_i$时刻在$e$坐标系下的位置、姿态和速度；$t_{r,s}$表示$t_i$时刻不同卫星系统的接收机钟差，$r$和$s$分别为接收机和卫星系统，T 表示$t_i$时刻的对流层延迟，$r_i$为地图扩充视觉点特征重投影残差；$Pse$为滑窗内伪距测量值的集合、$D$为滑窗内多普勒速度测量值的集合、$V$为滑窗内 VIO 测量值集合、$M$为滑窗内地图点点特征选取集合；$\Sigma^s_{r,i}$、$\Sigma_{i,\mathrm{DV}}$、$\Sigma_{\mathrm{i,VIO}}$、$\Sigma^{c_j}_i$分别表示伪距测量值$\hat{\boldsymbol{z}}^s_{r,i}$、多普勒速度测量值$\hat{\boldsymbol{z}}_{i,\mathrm{DV}}$、视觉惯性里程计测量值$\hat{\boldsymbol{z}}_{i,\mathrm{VIO}}$、地图点特征测量值$\hat{\boldsymbol{z}}^{c_j}_i$各自相应的协方差矩阵。