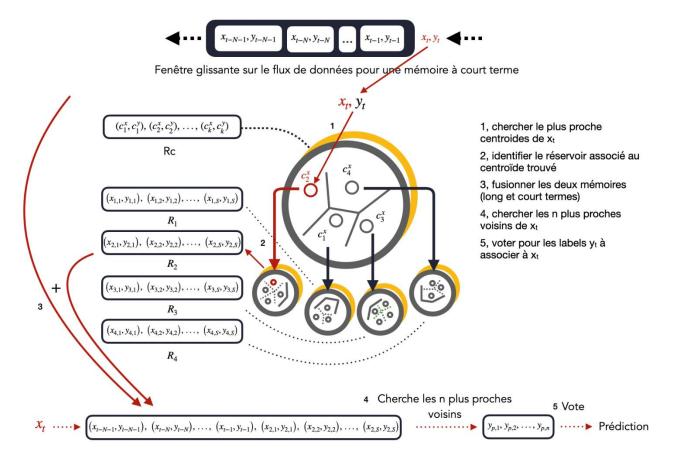
Algorithme OMk

Notation	Description
t	Le temps d'instant
k	Le nombre de réservoirs
n	Les nombres de plus proches voisins pour la prédiction
S	La taille du réservoir d'échantillonnage
N	La taille de la fenêtre temporelle glissante FIFO
${R_i}_{i\in[1,k]}$	L'ensemble des k réservoirs
$R_i = \{(x_{ij}, y_{ij})\}_{j \in [1,S]}$	L'i-ème réservoir
T _i	Le nombre de données traitées par l'i-ème réservoir
c (x) _i	Les valeurs moyennes des attributs des mémoires stockées dans R _i
c (y)	Les valeurs moyennes des labels des mémoires stockées dans R _i
$\{(c^{(x)}_{i}, c^{(y)}_{i})\}_{i \in [1,k]}$	Les séparateurs
$F_t = \{(x_{t-i}, y_{t-i})\}_{i \in [1,N]}$	La fenêtre temporelle glissante
Initial_ Stream	Les données pour initialiser le module
Initial_size	La taille de l'Initial_ Stream # 1%-5% de la taille de Data Stream

Vue schématique du processus d'apprentissage

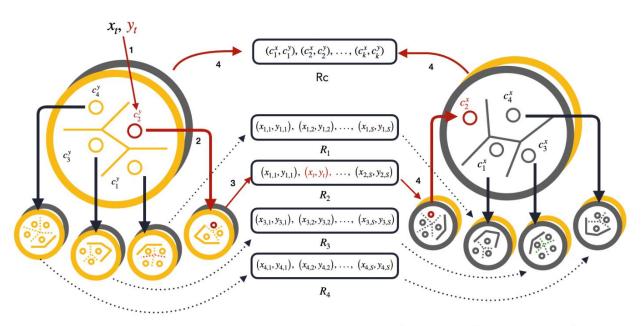
Prédiction des labels en tenant compte des <u>centroïdes</u> et des réservoirs sampling dans l'espace des attributs x



Entraînement du modèle par la mise à jour des <u>centroïdes</u> et des réservoirs sampling dans l'espace des labels y



Fenêtre glissante sur le flux de données pour une mémoire à court terme



- 1, chercher le plus proche centroide de yt
- 2, identifier le réservoir associé au centroïde trouvé
- 3, ajouter la nouvelle donnée au réservoir identifié
- 4, mettre à jour les centroïdes sur X et Y

Algo 1: Initialisation

 F_t .add((x_i, y_i));

EndFor

```
Input: Initial Stream
Result: Initial Module
k_subset_Index = k_Clustering(Initial_Stream.labels);
k_séparateur = {};
F_t = \{\};
# initialisation du k-séparateur et des reservoirs sampling
For i from 1 to k do
   For index ∈ k_subset_Index[i] do
       # with reservoir sampling algo
       Initial Stream[index] est stockée dans Ri;
    EndFor
    c^{(x)}_{i} = (1/R_{i}.size) * R_{i}.attributs.sum();
    c^{(y)}_{i} = (1/R_{i}.size) * R_{i}.labels.sum();
   k_séparateur.add((c^{(x)}_i, c^{(y)}_i));
EndFor
# initialisation de la fenêtre glissante (mémoire courte)
For i from (Initial_Stream.size – N) to Initial_Stream.size do
```

Algo 2: Prédiction

```
Input : x_t

Result: Pr\'ediction_t

distances1 = Euclidean(x_t, \{c^{(x)}_i\}_{i\in[1,k]});

P = l'index \ de \ la \ plus \ petite \ valeur \ de \ distances1

R_p = Identifier \ le \ r\'eservoir \ plus \ proche

distances2 = Euclidean(x_t, R_i.attributs);

distances3 = Euclidean(x_t, F_t.attributs);

\{p_1,..., p_n\} = les \ index \ du \ n \ plus \ petites \ valeurs \ de \ distances2 \ et \ de \ distances3

votes = \{\};

For index \in \{p_1,..., p_n\} \ do

labels = (R_p \ U \ F_t).labels[index];
votes.add(labels);

EndFor

Pr\'ediction_t <- votes.majoritaire();

EndFor
```

Algo 3: Apprentissage

```
Input: (x_t, y_t)
Result: Module d'apprentissage
distances1 = Euclidean(x_t, \{c^{(y)}\}_{i \in [1,k]});
P = l'index de la plus petite valeur de distances1
R_p = Identifiez le réservoir plus proche
(x_t, y_t) est stocké dans R_p; # with reservoir sampling algo
c^{(x)}_p = (1/R_p.Size) * R_p.Attributs.sum();
c^{(y)}_p = (1/R_p.Size) * R_p. Labels.sum();
k_séparateur.update((c^{(x)}_p, c^{(y)}_p));
F_t.removeOldest();
F_t.add((x_t, y_t));
```

OMk en multi-label en flux

```
Input: Data Stream
 Result: OMk_Module
 Initial Stream = {};
 While Data_Stream.hasMoreInstance() do
    (x_t, y_t) \leftarrow Data\_Stream.nextInstance();
 # Cas particulier en Initialisation
    If Initial Stream.size < Initial size Then
      Prédiction (faire un vote majoritaire sur les n plus proches voisins de la donnée x_t en compte
 tenu des données dans Initial_Stream);
      Apprentissage (ajouter la donnée (x_t, y_t) dans Initial\_Stream) = Initiale\_Stream.add((x_t, y_t));
 # Cas général d'usage d'OMk
    Else
      Initialisation (Algo 1); (à exécuter une seule fois);
      Prediction (Algo 2);
      Apprentissage (Algo 3);
    End
EndWhile
```