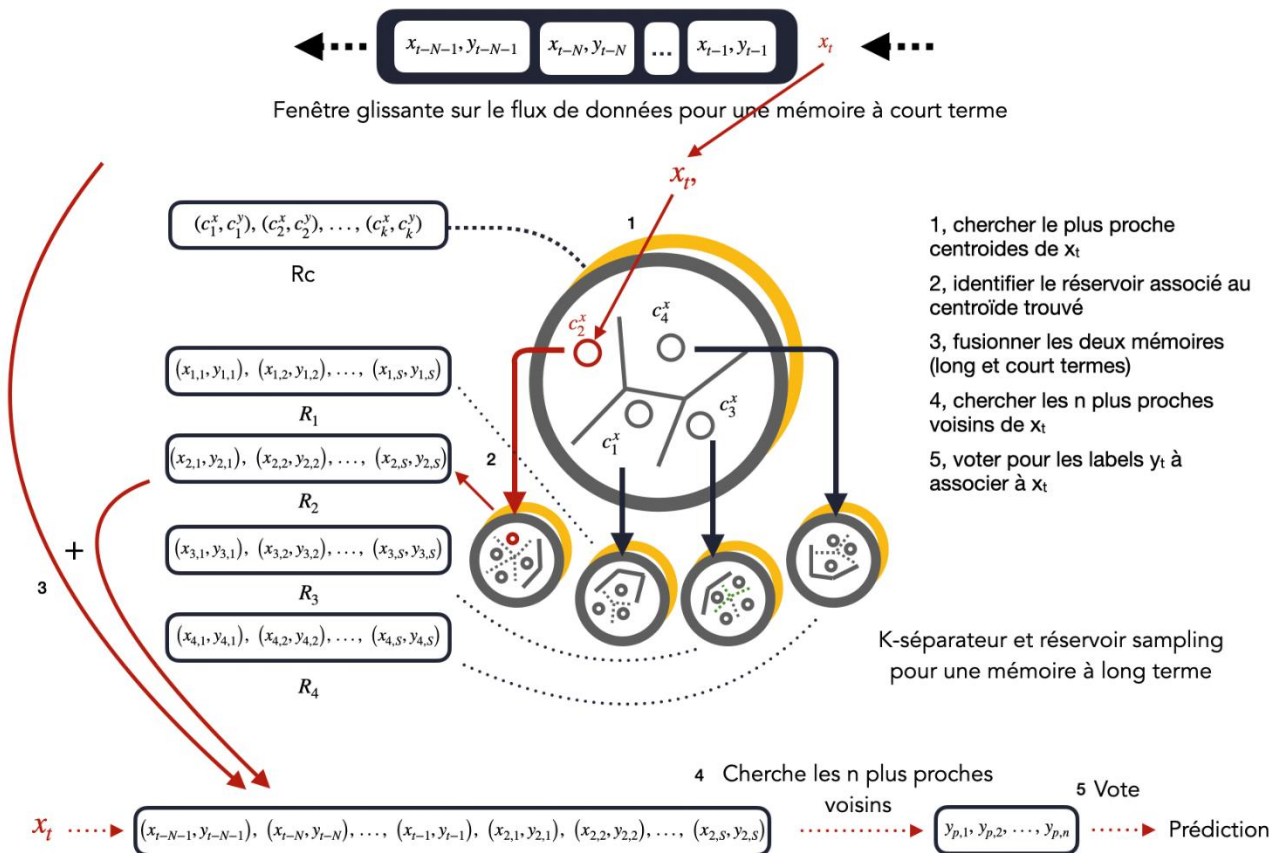


Algorithme OMk

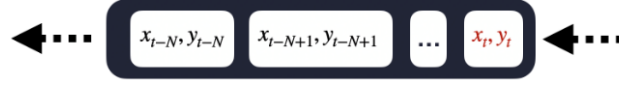
Notation	Description
t	Le temps d'instant
k	Le nombre de réservoirs
n	Les nombres de plus proches voisins pour la prédiction
S	La taille du réservoir d'échantillonnage
N	La taille de la fenêtre temporelle glissante FIFO
$\{R_i\}_{i \in [1,k]}$	L'ensemble des k réservoirs
$R_i = \{(x_{ij}, y_{ij})\}_{j \in [1,S]}$	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
$c^{(y)}_i$	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
<i>Initial_Stream</i>	Les données pour initialiser le module
<i>Initial_size</i>	La taille de l' <i>Initial_Stream</i> # 1%-5% de la taille de <i>Data Stream</i>

Vue schématique du processus d'apprentissage

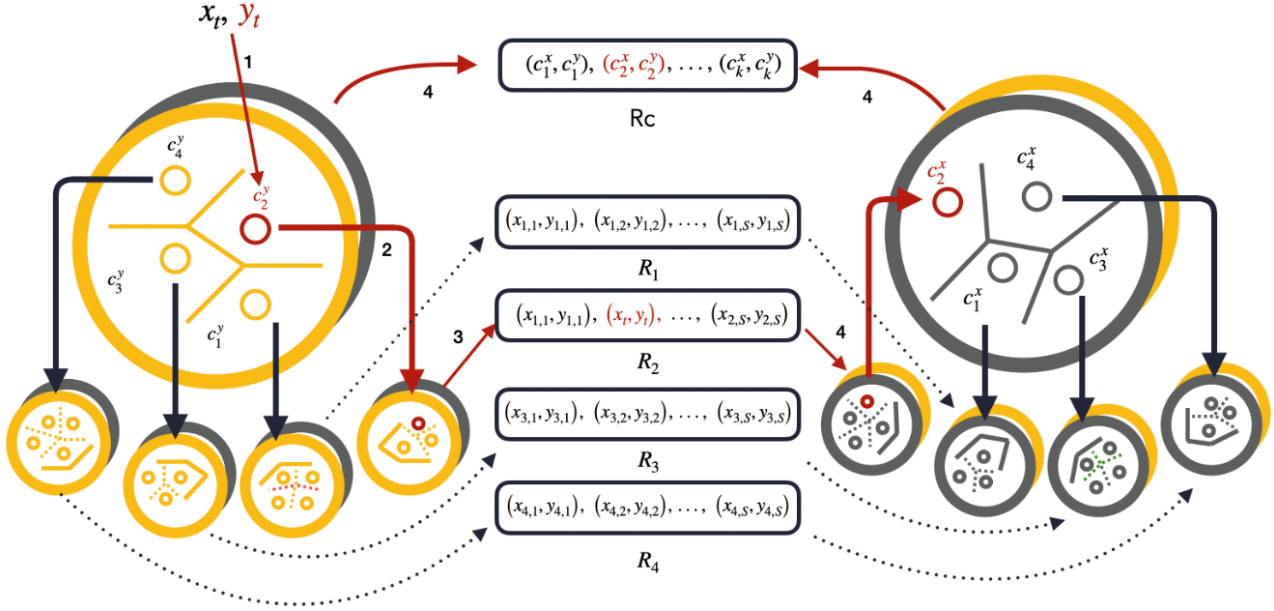
Prédiction des labels en tenant compte des centroïdes
et des réservoirs sampling dans l'espace des attributs x



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



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



K-séparateur et réservoir sampling pour une mémoire à long terme

- | | |
|--|--|
| 1, chercher le plus proche centroïde de y_t | 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

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 $index \in k_subset_Index[i]$ **do**

 # with reservoir sampling algo

 Initial_Stream[index] est stockée dans R_i ;

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**

$F_t.add((x_i, y_i));$

EndFor

Algo 2: Prédiction

Input : x_t

Result: $Prédiction_t$

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

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

$R_p =$ Identifier le réservoir plus proche

$distances2 = Euclidean(x_t, R_p.attributs);$

$distances3 = Euclidean(x_t, F_t.attributs);$

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

$votes = \{\};$

For $index \in \{p_1, \dots, p_n\}$ **do**

$labels = (R_p \cup F_t).labels[index];$

$votes.add(labels);$

EndFor

$Prédiction_t \leftarrow votes.majoritaire();$

EndFor

Algo 3: Apprentissage

Input : (x_t, y_t)

Result: Module d'apprentissage

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

$P =$ 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

$c^{(x)}_p = (1/R_p.Size) * R_p.Attributes.sum();$

$c^{(y)}_p = (1/R_p.Size) * R_p.Labels.sum();$

$k_séparateur.update((c^{(x)}_p, c^{(y)}_p));$

$F_t.removeOldest();$

$F_t.add((x_t, y_t));$

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
