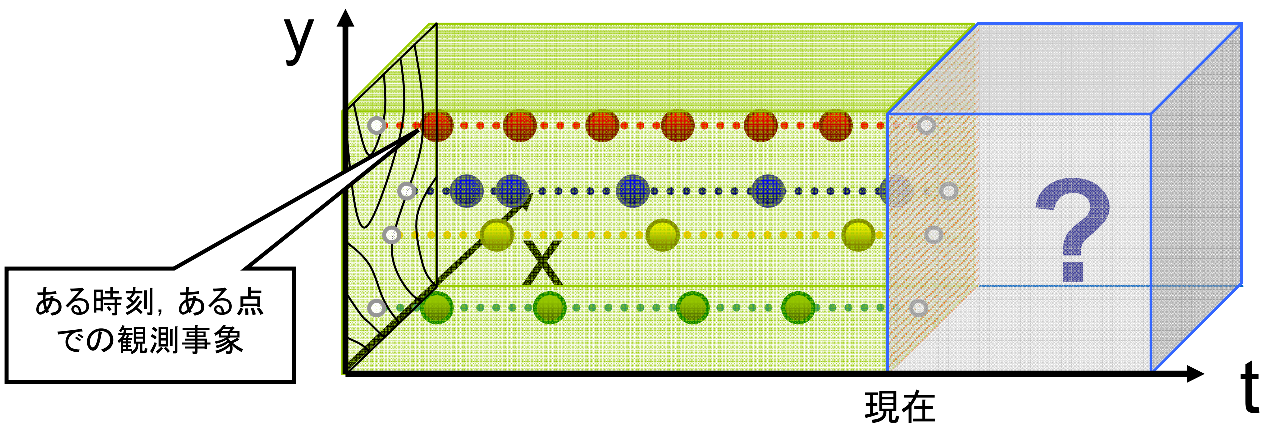
分散するセンサ情報を使った気象予測

Live E!とオーバレイネットワークに関するワークショップ
ライトニングセッション

大阪大学　田中博和
兵庫医療大学　加藤精一

背景と目的

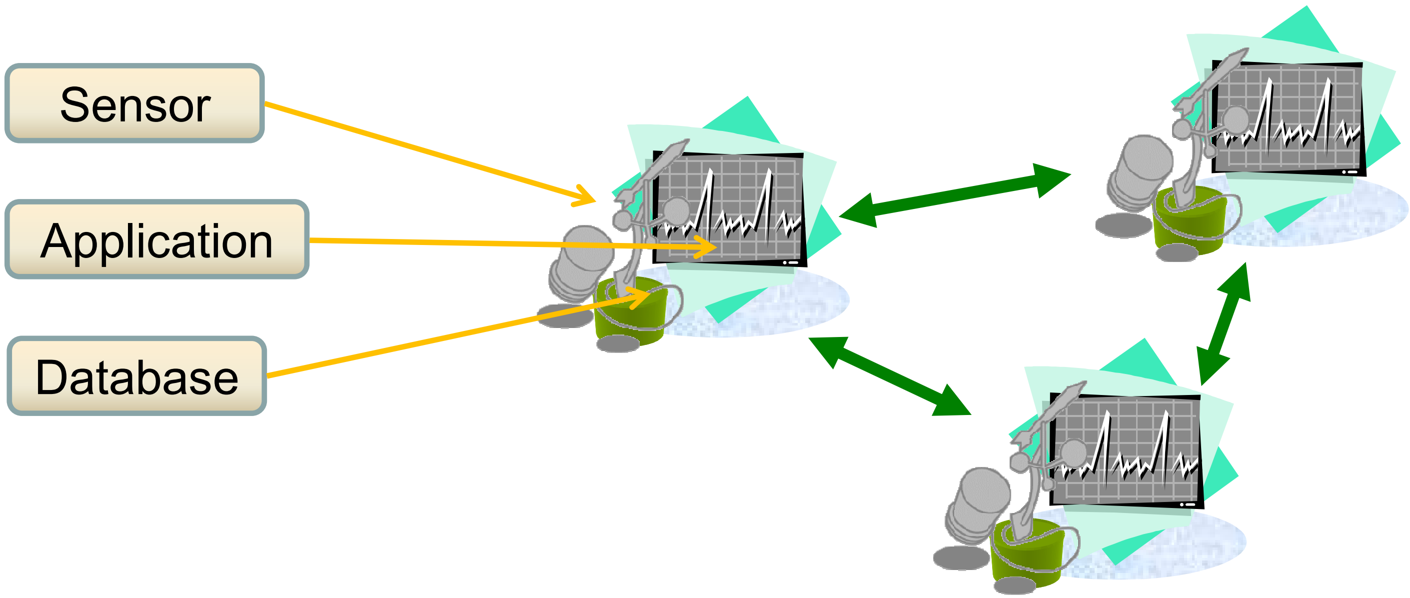
- 多様なセンサーのネットワーク
  - Ex)P2P＋センサ(広域)　　，無線マルチホップ系センサネット（局所）
- センサーからのデータストリーム
  - 連続・時間順・非等間隔 ・大量のセンサデータストリーム
- 将来値の予測　⇒主なアプリケーションの1つ
  - Ex)気象状況の予測，道路交通状況の予測



センサからの数値ストリーム群に対する，
P2Pネットワーク内処理による統計数値予測

センサピア

- 各ピアに“センサ”, “DB”, “アプリケーション”機能
  - アプリケーションとしては時系列予測
  - 予測はデータの時間相関と空間相関を基に行なう
  - できるうる限り、非等間隔・データ欠損・異常値・ピア離脱に対応



処理の流れ･モデル

- データ取得･前処理（洗浄/データ選択/統計処理等）･モデル構築･後処理（予測等）の繰り返し

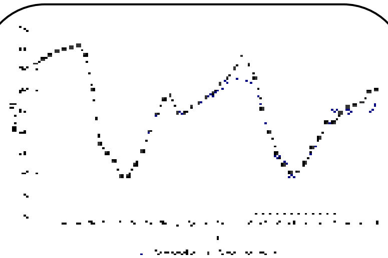
- 気象センサより
  データ取得

- データ洗浄（欠損･異常値）
- 統計値（平均･分散･相互相関等）
  漸化式とキューで実現
- 正規化（平均0，分散1へ）
- データ選択
  どの地点データ（ピア）を使うか

$X_j[t]$	$X_j[t-1]$	$X_j[t-2]$	…	$X_j[t-L]$

予測プロセス

データ取得 → 観測値 → 前処理 → 共分散 → 予測モデル構築 → モデル → 後処理 → 予測値 → データ取得



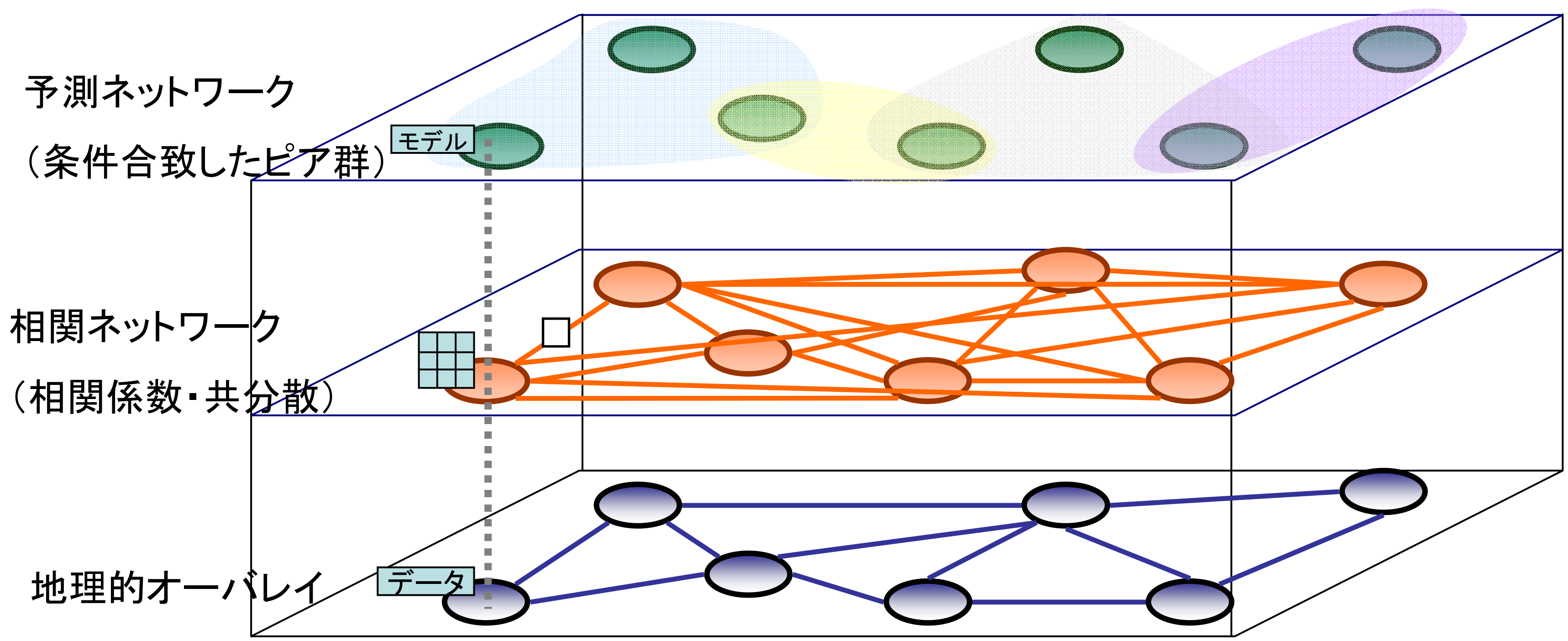
- 逆正規化
- 予測処理

•過去のデータより，予測モデルを構築
- VARモデル
- Yule-Walker推定+AIC最小化
  履歴データの分散共分散行列より

$$Y_n = \sum_{i=1}^{m} A_i Y_{n-i} + V_n$$

予測ネットワークの階層化

- 相関係数←(センサデータ)
- 予測モデル←(相関係数)

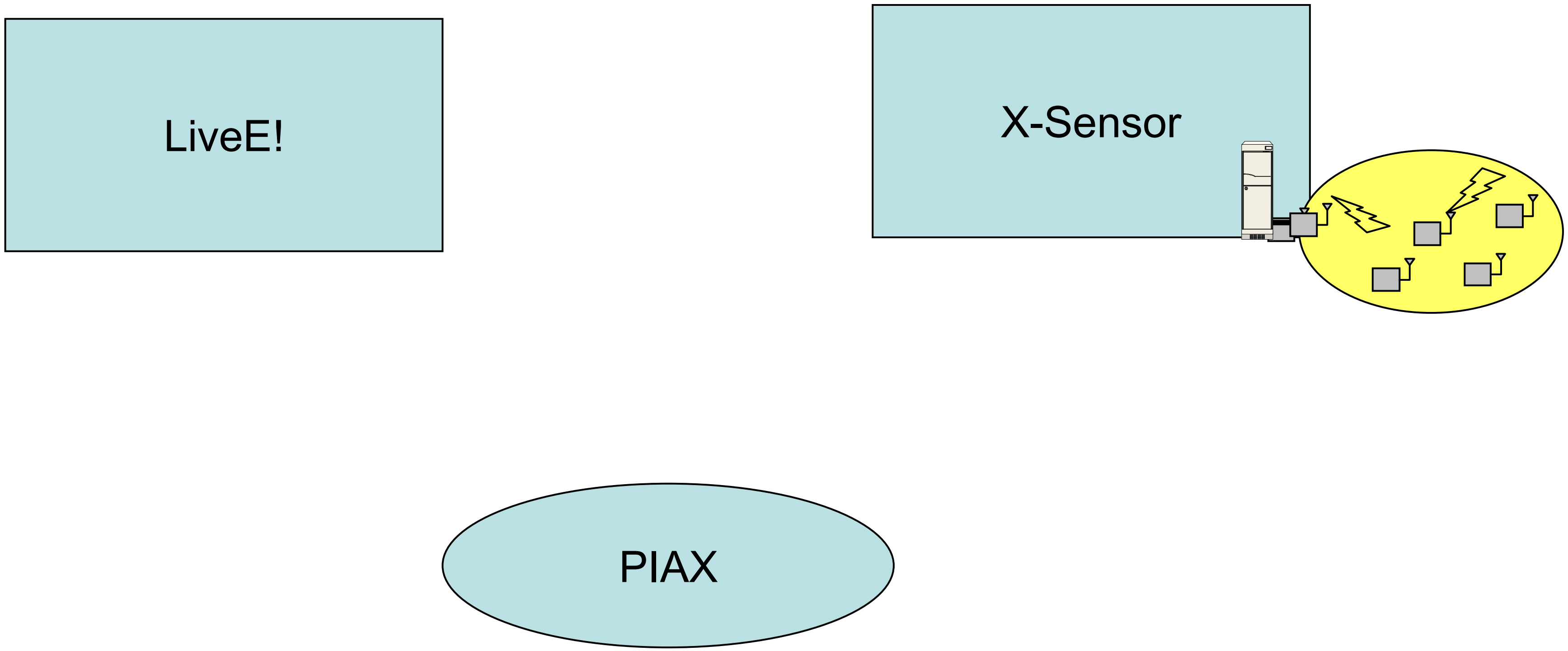


まとめ

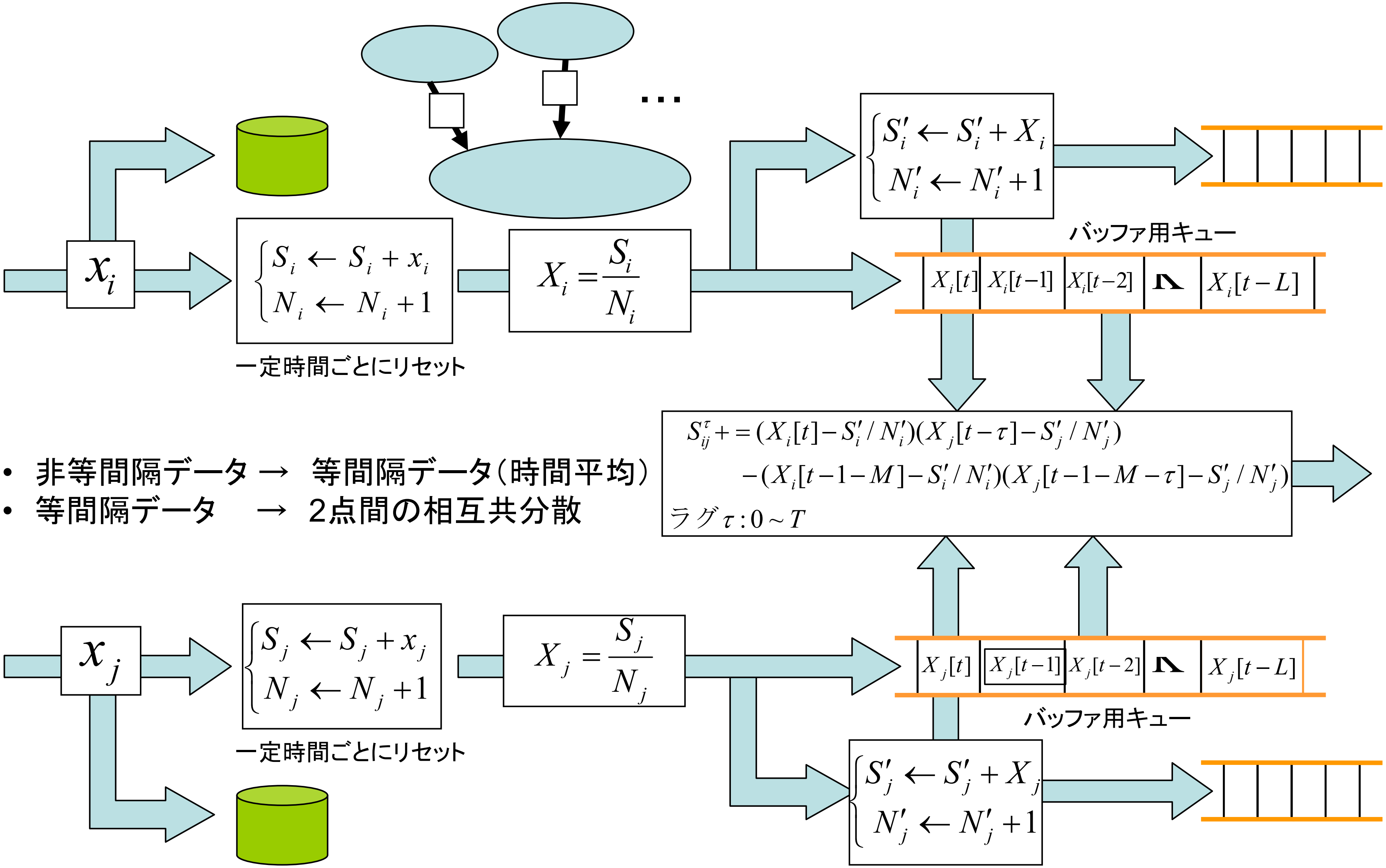
- Ｐ２Ｐを適用した分散気象観測システムの構築
- 上記システム上での短期間予測アプリケーションとそのアルゴリズム構築
- 今後の予定
  - アルゴリズムの改良と評価方法・比較対象物、その他諸々 (Incremental, Error margin, ...),
  - 他の時系列Another time series application in P2P-sensing network

    (illegal value detection, patter matching, …)

APNGデモ案



前処理（非表示）



- 非等間隔データ → 等間隔データ（時間平均）
- 等間隔データ → 2点間の相互共分散

モデル推定と予測（非表示）

- 予測のアプローチ
  - データの相関を利用
    - 観測値は過去データと時間相関
    - 観測値は周囲のデータと空間相関
- 多変量ARモデル

$$\begin{pmatrix} y_{n+1}^1 \\ \vdots \\ y_{n+1}^k \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a_{11}^1 & & \\ \vdots & \ddots & \\ a_{k1}^1 & & a_{kk}^1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} y_n^1 \\ \vdots \\ y_n^k \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} a_{11}^2 & & \\ \vdots & \ddots & \\ a_{k1}^2 & & a_{kk}^2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} y_{n-1}^1 \\ \vdots \\ y_{n-1}^k \end{pmatrix} + \cdots + \begin{pmatrix} a_{11}^m & & \\ \vdots & \ddots & \\ a_{k1}^m & & a_{kk}^m \end{pmatrix} \begin{pmatrix} y_{n-m+1}^1 \\ \vdots \\ y_{n-m+1}^k \end{pmatrix} \quad \left(Y_n = \sum_{i=1}^{m} A_i^m Y_{n-i} \right)$$

- 前処理の相互共分散値よりVARパラメータ推定

$$C_k = \begin{pmatrix} C_l(1,1) & & C_l(1,k) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ C_l(k,1) & & C_l(k,k) \end{pmatrix}$$

$$C_l\,(i,j) = Cov(y_n^i, y_{n-l}^j)$$

$$C_0 = \sum_{i=1}^{m} \hat{A}_i C_i + \sigma^2$$

$$C_j = \sum_{i=1}^{m} \hat{A}_i C_{j-i}$$

Yule-Walker方程式

$$\hat{A}_i = \begin{pmatrix} \hat{a}_{11}^i & & \hat{a}_{1k}^i \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \hat{a}_{k1}^i & & \hat{a}_{kk}^i \end{pmatrix} (i = 1,2,\ldots m)$$

$$\hat{\sigma}^2$$

- 次数は AIC Minimization

- パラメータとデータを投入 ⇒ 1ステップ先を推定 ⇒ 2ステップ

$$\begin{pmatrix} y_{n+1}^1 \\ \vdots \\ y_{n+1}^k \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a_{11}^1 & & \\ \vdots & \ddots & \\ a_{k1}^1 & & a_{kk}^1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} y_n^1 \\ \vdots \\ y_n^k \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} a_{11}^2 & & \\ \vdots & \ddots & \\ a_{k1}^2 & & a_{kk}^2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} y_{n-1}^1 \\ \vdots \\ y_{n-1}^k \end{pmatrix} + \cdots + \begin{pmatrix} a_{11}^m & & \\ \vdots & \ddots & \\ a_{k1}^m & & a_{kk}^m \end{pmatrix} \begin{pmatrix} y_{n-m+1}^1 \\ \vdots \\ y_{n-m+1}^k \end{pmatrix} \quad \left(Y_n = \sum_{i=1}^{m} A_i^m Y_{n-i} \right)$$