



ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ
ΠΑΤΡΩΝ
UNIVERSITY OF PATRAS

ΑΝΟΙΚΤΑ ακαδημαϊκά
μαθήματα ΠΠ

ΕΦΑΡΜΟΓΕΣ ΤΗΣ ΨΗΦΙΑΚΗΣ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑΣ ΣΗΜΑΤΩΝ

© Γραμμική Εκτίμηση Τυχαίων Σημάτων

Εμμανουήλ Ζ. Ψαράκης
Πολυτεχνική Σχολή
Τμήμα Μηχανικών Η/Υ & Πληροφορικής

Γραμμική Εκτίμηση Τυχαίων Σημάτων

FIR φίλτρα: $\mathcal{A} = \{0, 1, \dots, N-1\}$

Ορίζουμε τις ποσότητες:

$$\mathbf{q}_N = [r_{\chi, \varsigma}(0) \ r_{\chi, \varsigma}(1) \ \cdots \ r_{\chi, \varsigma}(N-1)]^t$$
$$\mathbf{h}_N = [h_0 \ h_1 \ \cdots \ h_{N-1}]^t$$

$$\mathbf{R}_N = \begin{bmatrix} r_{xx}(0) & r_{xx}(1) & \cdots & r_{xx}(N-1) \\ r_{xx}(1) & r_{xx}(0) & \ddots & \vdots \\ \vdots & \ddots & \ddots & r_{xx}(1) \\ r_{xx}(N-1) & \cdots & r_{xx}(1) & r_{xx}(0) \end{bmatrix}$$

Εξισώσεις Wiener-Hopf: $\mathbf{R}_N \mathbf{h}_N = \mathbf{q}_N$



Γραμμική Εκτίμηση Τυχαίων Σημάτων

Όταν τα στοχαστικά σήματα είναι *από κοινού ασθενώς στάσιμα*...

Για την περίπτωση, για παράδειγμα, των FIR φίλτρων ο *γραμμικός εκτιμητής* θα είναι της μορφής:

$$\hat{\xi}_n = d_n + \sum_{k=0}^{N-1} h_k \chi_{n-k}$$

Τι γίνεται όταν τα στοχαστικά σήματα *δεν* είναι *από κοινού ασθενώς στάσιμα*;

Για την ίδια περίπτωση ο *γραμμικός εκτιμητής* θα είναι της μορφής:

$$\hat{\xi}_n = d_n + \sum_{k=0}^{N-1} h_{n,k} \chi_{n-k}$$



Γραμμική Εκτίμηση Τυχαίων Σημάτων

Δηλαδή, η ντετερμινιστική ακολουθία $\{h_{n,k}\}$ που υπεισέρχεται στη σχέση:

$$\hat{\zeta}_n = d_n + \sum_{k=0}^{N-1} h_{n,k} \chi_{n-k}$$

θα είναι χρονικά μεταβαλλόμενη, και η λύση του προβλήματος βελτιστοποίησης:

$$\min_{\{d_n\}, \{h_{n,k}\}} \mathbb{E} \left\{ \left(\zeta_n - d_n - \sum_k h_{n,k} \chi_{n-k} \right)^2 \right\}$$

πολύ δύσκολη !!!



Προσαρμοστικά Φίλτρα

Μπορούμε να απλοποιήσουμε το πρόβλημα αν κάνουμε άρση της απαιτήσεώς μας η ακολουθία $\{h_{n,k}\}$ να ελαχιστοποιεί το **ΜΤΣ** κάθε χρονική στιγμή και αντ' αυτού να απαιτήσουμε οι όροι της ντε-τερμινιστικής ακολουθίας να ενημερώνονται από την ακόλουθη αναδρομική σχέση :

$$h_{n+1,k} = h_{n,k} + \delta h_{n,k}, \quad k = 0, 1, \dots, N-1$$

όπου $\delta h_{n,k}$ η διόρθωση του **k -οστού** συντελεστή της κρουστικής απόκρισης του φίλτρου τη χρονική στιγμή n .

Διανυσματική μορφή **Αναδρομικής σχέσης**: $\mathbf{h}_{n+1} = \mathbf{h}_n + \Delta \mathbf{h}_n$



Προσαρμοστικά Φίλτρα

Απαιτήσεις:

1. Στην περίπτωση των *από κοινού ασθενώς στάσιμων* σημάτων

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \mathbf{h}_n \equiv \text{με τη λύση Wiener}$$

2. Θα θέλαμε να μην είναι αναγκαία η γνώση των στατιστικών των σημάτων στον υπολογισμό των *διορθώσεων*

3. Στην περίπτωση *στασιμότητας* θα θέλαμε το φίλτρο να μπορεί να παρακολουθεί τις αλλαγές των στατιστικών των σημάτων.



Προσαρμοστικά Φίλτρα

Το φίλτρο της *απότομης κατάβασης*

$$J(\mathbf{h}_n) = \mathbf{E}\{\varepsilon_n^2\} = \mathbf{E}\{(\zeta_n^o - \hat{\zeta}_n^o)^2\} = \mathbf{E}\{(\zeta_n^o - \boldsymbol{\chi}_n^{o^t} \mathbf{h}_n)^2\}$$

Θέλουμε να λύσουμε το ακόλουθο πρόβλημα ελαχιστοποίησης:

$$\min_{\mathbf{h}_n} J(\mathbf{h}_n)$$

ή ισοδύναμα:

$$\nabla_{\mathbf{h}_n} J(\mathbf{h}_n) = 0$$



Προσαρμοστικά Φίλτρα

Το φίλτρο της *απότομης κατάβασης*

$$\text{Αναδρομή: } h_{n+1,k} = h_{n,k} - \mu \frac{\partial J(\mathbf{h}_n)}{\partial h_{n,k}}, \quad k = 1, 2, \dots, N-1$$

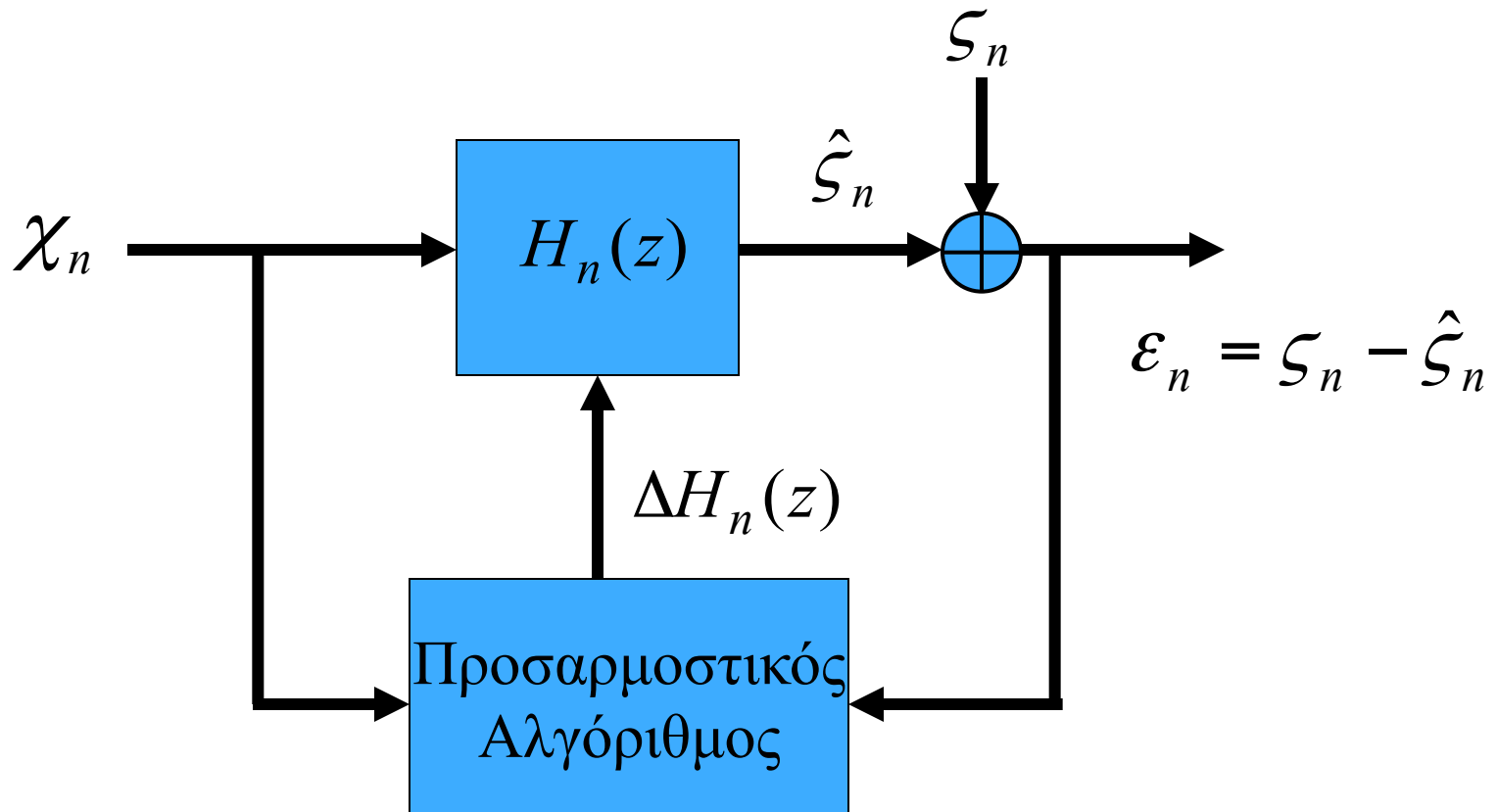
$$\text{όπου } J(\mathbf{h}_n) = \mathbf{E}\{\varepsilon_n^2\}$$

ή ισοδύναμα:

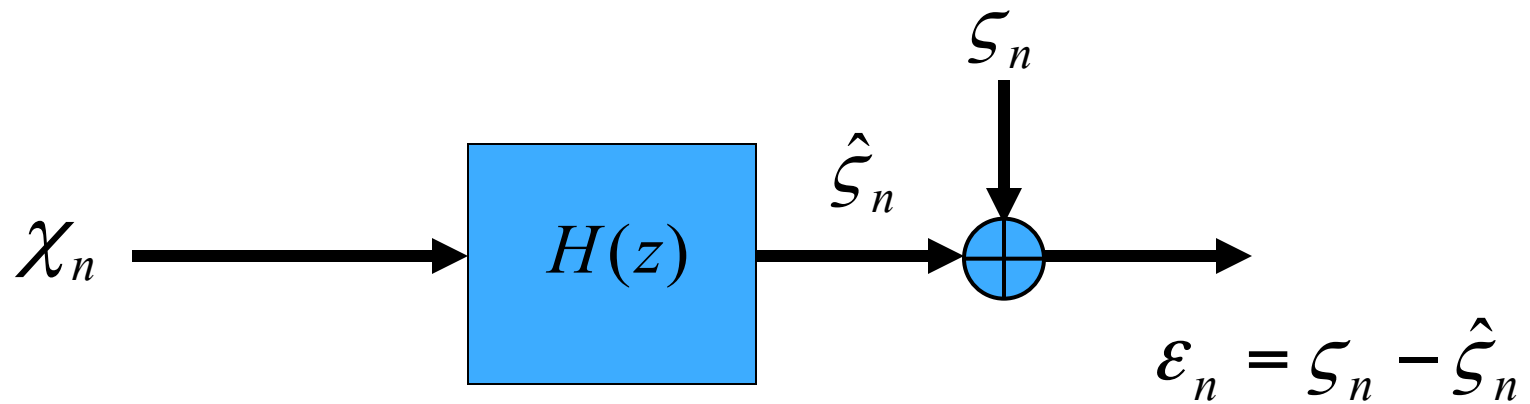
$$\mathbf{h}_{n+1} = \mathbf{h}_n + \mu \mathbf{E}\{(\zeta_n - \hat{\zeta}_n) \mathbf{X}_n\} = \mathbf{h}_n + \mu \mathbf{E}\{\varepsilon_n \mathbf{X}_n\} = \mathbf{h}_n + \Delta \mathbf{h}_n$$



Προσαρμοστικά Φίλτρα



Προσαρμοστικά Φίλτρα



Προσαρμοστικά Φίλτρα

1. Στην περίπτωση των *από κοινού ασθενώς στάσιμων* σημάτων

$\lim_{n \rightarrow \infty} \mathbf{h}_n \equiv$ με τη *λύση* Wiener

$$\mathbf{h}_{n+1} = \mathbf{h}_n + \mu \mathbf{E}\{(\zeta_n - \hat{\zeta}_n) \mathbf{X}_n\} = \mathbf{h}_n + \mu(r_{\chi, \zeta} - R_{\chi\chi} \mathbf{h}_n)$$



Αναδρομικοί Αλγόριθμοι

Γενική μορφή Αναδρομικών Αλγορίθμων:

$$\vartheta_n = \vartheta_{n-1} - \mu \mathcal{H}(\vartheta_{n-1}, x_n)$$

όπου:

ϑ : Ποσότητα που θέλουμε να εκτιμήσουμε.

x_n : Δεδομένα (τυχαία).

$\mathcal{H}(.,.)$: Μη γραμμική διανυσματική συνάρτηση της ποσότητας ϑ που θέλουμε να εκτιμήσουμε και των δεδομένων.

μ : Βήμα, συνήθως μια πολύ μικρή ποσότητα.



Αναδρομικοί Αλγόριθμοι

Θεωρήστε το ακόλουθο πρόβλημα ελαχιστοποίησης:

$$\min_{\mathcal{V}} \Phi(\mathcal{V})$$

όπου $\Phi(\cdot)$ γνωστή συνάρτηση.

Η λύση του προβλήματος είναι τα σημεία εκείνα στα οποία:

$$\nabla_{\mathcal{V}} \Phi(\mathcal{V}) = 0$$



Αναδρομικοί Αλγόριθμοι

Ας ορίσουμε τη **ντετερμινιστική** αναδρομική σχέση:

$$\vartheta_n = \vartheta_{n-1} - \mu \nabla_{\vartheta} \Phi(\vartheta_{n-1})$$

όπου ϑ_n **ντετερμινιστικές** ποσότητες.

Αν η παραπάνω αναδρομική σχέση συγκλίνει με κάποια έννοια, τότε:

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \vartheta_n = \vartheta_{\infty} = \vartheta_{\infty} - \mu \nabla_{\vartheta} \Phi(\vartheta_{\infty})$$

και επομένως $\nabla_{\vartheta} \Phi(\vartheta_{\infty}) = 0$. Δηλαδή, το ϑ_{∞} είναι η λύση του προβλήματος ελαχιστοποίησης.



Αναδρομικοί Αλγόριθμοι

Ας υποθέσουμε τη **ντετερμινιστική** αναδρομική σχέση:

$$\vartheta_n = \vartheta_{n-1} - \mu \Psi(\vartheta_{n-1})$$

όπου ϑ_n **ντετερμινιστικές** ποσότητες.

Τα ερωτήματα στα οποία θα πρέπει να δώσουμε απάντηση είναι:

1. Ποια είναι τα πιθανά σημεία σύγκλισης;
2. Είναι ευσταθή, ολικά, τοπικά;
3. Ποια η ταχύτητα σύγκλισης της αναδρομής στα σημεία αυτά;



Αναδρομικοί Αλγόριθμοι

1. Ποια είναι τα πιθανά σημεία σύγκλισης;

Τα πιθανά σημεία σύγκλισης είναι τα σημεία ισορροπίας της συνάρτησης $\Psi(\cdot)$, δηλαδή τα σημεία στα οποία $\Psi(\vartheta) = 0$.

Στη συνέχεια θα δώσουμε απάντηση στα υπόλοιπα ερωτήματα διακρίνοντας τις ακόλουθες περιπτώσεις:

- A. Η διανυσματική συνάρτηση $\Psi(\cdot)$ είναι γραμμική συνάρτηση του ϑ .
- B. Η διανυσματική συνάρτηση $\Psi(\cdot)$ είναι μη γραμμική συνάρτηση του ϑ .



Αναδρομικοί Αλγόριθμοι

A. Η διανυσματική συνάρτηση $\Psi(\cdot)$ είναι γραμμική συνάρτηση του ϑ

$$\Psi(\vartheta_{n-1}) = R\vartheta_{n-1}$$

και επομένως το επιθυμητό σημείο ισορροπίας ικανοποιεί την

$$\Psi(\vartheta_\infty) = 0 = R\vartheta_\infty$$

Κάτω από ποιες προϋποθέσεις το σημείο $\vartheta_\infty = 0$ είναι το μοναδικό σημείο ισορροπίας;

Κάτω από ποιες προϋποθέσεις το $\vartheta_\infty = 0$ δεν είναι το μοναδικό σημείο ισορροπίας;



Αναδρομικοί Αλγόριθμοι

Ας υποθέσουμε ότι το μητρώο R είναι αντιστρέψιμο. Στην περίπτωση αυτή μας ενδιαφέρει να δούμε κάτω από ποιες προϋποθέσεις η αναδρομική σχέση συγκλίνει στο μοναδικό σημείο ισορροπίας $\vartheta_\infty = 0$.

Άρα θέλουμε να δούμε κάτω από ποιες προϋποθέσεις:

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \vartheta_n = \lim_{n \rightarrow \infty} (I - \mu R) \vartheta_{n-1} = \lim_{n \rightarrow \infty} (I - \mu R)^n \vartheta_0 = 0$$

Αν υποθέσουμε επιπλέον ότι το μητρώο R είναι Ερμιτιανό και θετικά ορισμένο, τότε

$$R = U \Lambda U^H$$

και επομένως θέλουμε να δούμε κάτω από ποιες προϋποθέσεις το:

$$\lim_{n \rightarrow \infty} (I - \mu \Lambda)^n \hat{\vartheta}_0 = 0$$



Αναδρομικοί Αλγόριθμοι

$$\lim_{n \rightarrow \infty} (I - \mu \Lambda)^n \hat{\vartheta}_0 = 0$$

Άρα θέλουμε : $\max_i |1 - \mu \lambda_i| < 1$

ή ισοδύναμα: $0 < \mu < \frac{2}{\lambda_{\max}}$, με $\lambda_{\max} = \max_i \{\lambda_i\}$.

Ορίζουμε τώρα σαν εκθετική ταχύτητα σύγκλισης το όριο:

$$u = - \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{\ln(\| \vartheta_n \|)}{n}$$

επομένως: $u_{\min} = -\ln(1 - \mu \lambda_{\min})$, με $\lambda_{\min} = \min_i \{\lambda_i\}$.



Αναδρομικοί Αλγόριθμοι

B. Η διανυσματική συνάρτηση $\Psi(\cdot)$ είναι **μη γραμμική** συνάρτηση του ϑ , και ας υποθέσουμε ότι:

$$\vartheta_{n-1} = \vartheta_{\infty} + \Delta_{n-1}$$

Δηλαδή βρισκόμαστε κοντά στο σημείο ισοροπίας. Τότε

$$\Psi(\vartheta_{n-1}) = \Psi(\vartheta_{\infty} + \Delta_{n-1}) = \Psi(\vartheta_{\infty}) + \nabla_{\vartheta} \Psi(\vartheta) |_{\vartheta=\vartheta_{\infty}} \Delta_{n-1} + \dots$$

ή ισοδύναμα:
$$\Psi(\vartheta_{n-1}) \approx \nabla_{\vartheta} \Psi(\vartheta) |_{\vartheta=\vartheta_{\infty}} \Delta_{n-1}$$

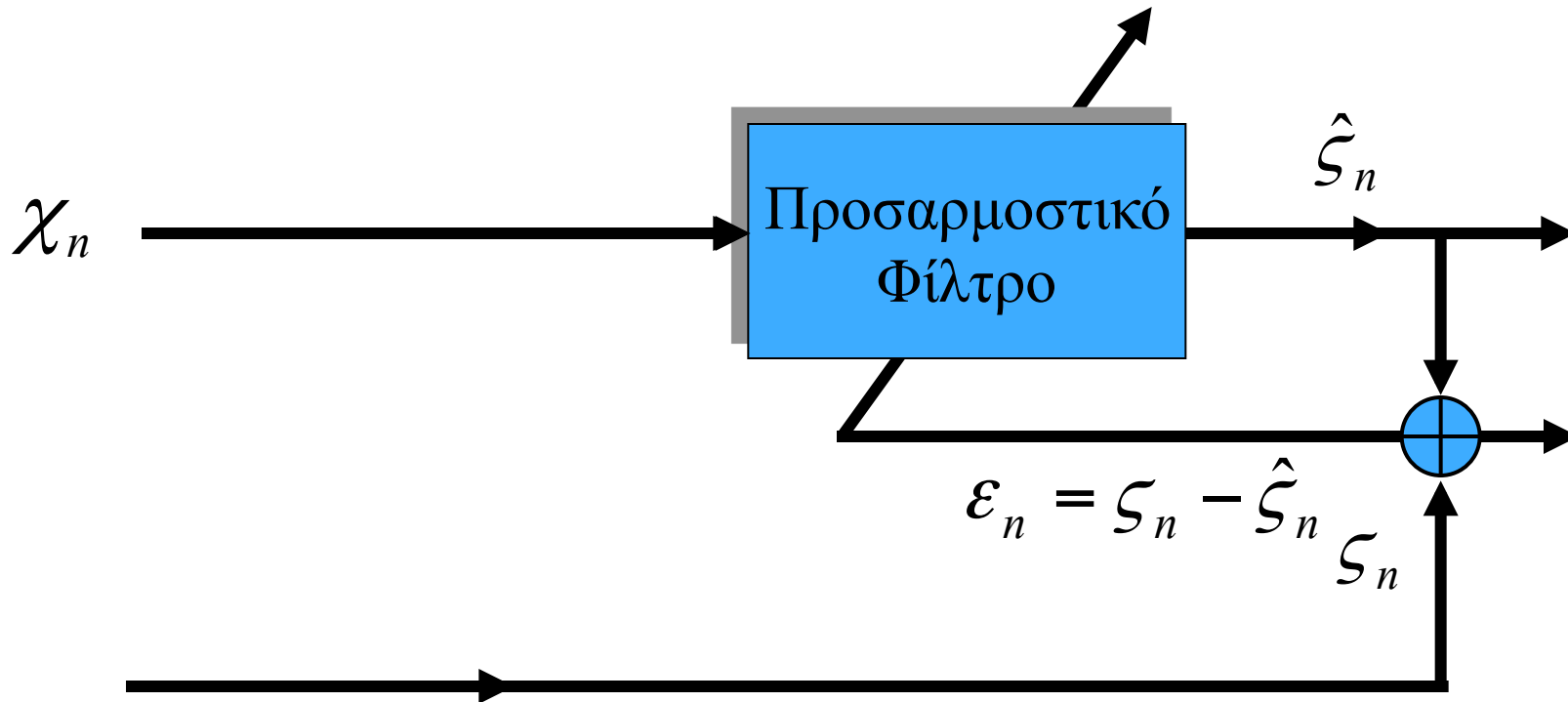
Άρα η αναδρομική σχέση: $\vartheta_n = \vartheta_{n-1} - \mu \Psi(\vartheta_{n-1})$ γράφεται ως

$$\Delta_n = (I - \mu \hat{R}) \Delta_{n-1}$$



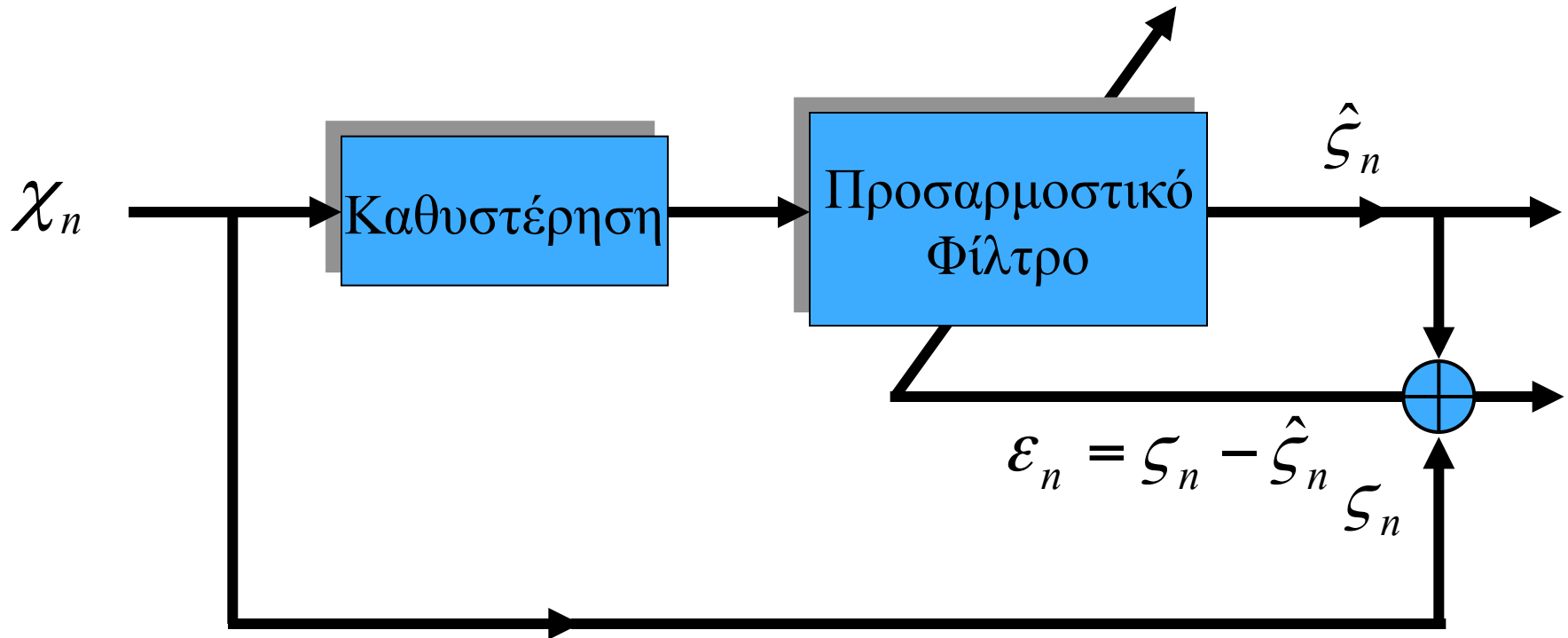
Εφαρμογές Προσαρμοστικών Αλγορίθμων

Καταστολή Παρεμβολής



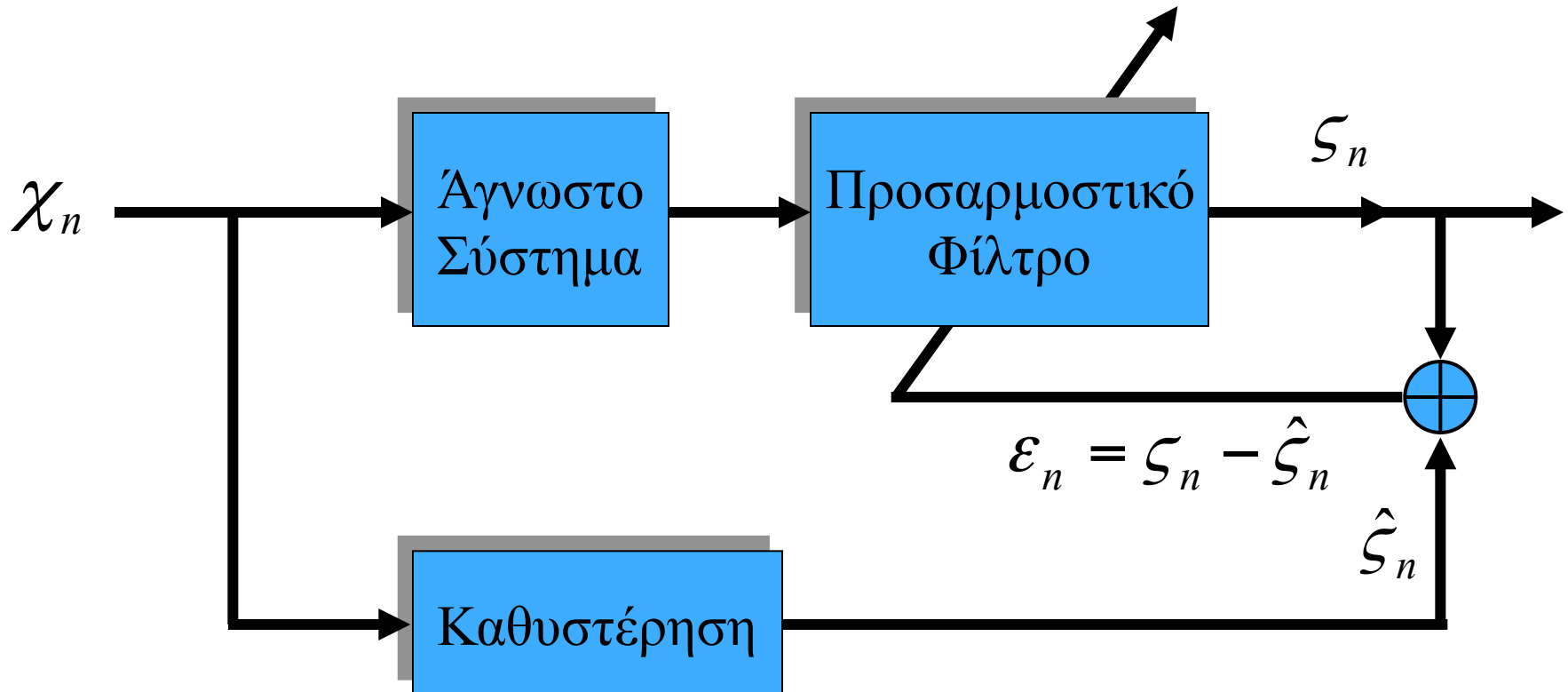
Εφαρμογές Προσαρμοστικών Αλγορίθμων

Πρόβλεψη



Εφαρμογές Προσαρμοστικών Αλγορίθμων

Αντίστροφη Μοντελοποίηση



Εφαρμογές Προσαρμοστικών Αλγορίθμων

Ταυτοποίηση Αγνώστου Συστήματος

