

SM-VAP 適應性演算法應用於虛擬多重輸入多重輸出之訊號偵測

胡家彰^a、陳奎合^b、蘇浩璿^{*c}

國立中正大學通訊工程研究所

Emails: iecch@ccu.edu.tw^a; bbo622@hotmail.com^b; leosu10039@gmail.com^c;

摘要—無線感測網路(wireless sensor networks, WSNs)中,感測網路的節點由於體積小並且每個節點只裝置一根天線,因此感測網路中各個節點之間合作式的交換資料機制,可形成一個虛擬多重輸入多重輸出(virtual multiple-input multiple-output, VMIMO)的系統為近年來討論的重點。為了改善純量型式 AP(scalar-form Affine Projection)演算法的收斂問題及降低運算複雜度,使用 SMF(Set-Membership Filtering)的架構設計一組 VMIMO 系統的接收機,模擬結果顯示當採用 SMF 的架構來做演算法的更新時,可以有效的降低複雜度並且達到優異的效能。

一、前言

多輸入多輸出(multiple-input multiple-output, MIMO)通訊系統,即為在傳送端與接收端使用多根天線進行訊號傳輸[1],利用空間分集[2] (spatial diversity, SD)或空間多工[3] (spatial multiplexing, SM)來有效提升資料的傳輸品質或資料傳輸率。然而,在無線感測網路(wireless sensor networks, WSNs)中,感測網路中的節點體積較小,只能容納一根天線。為了有效降低各節點的能量消耗,因此感測網路中節點的合作式資料傳輸方法被提出[4,5],節點之間彼此成為了一組虛擬的天線陣列(virtual antenna array),形成一個虛擬多重輸入多重輸出的架構,可以有效的降低各節點之間的能量消耗並達到 MIMO 系統的傳輸品質和資料傳輸率。

在 MIMO 系統中,常常會使用最小均方根(minimum mean square error, MMSE)等化器來做為接收端的訊號偵測,然而使用 MMSE 等化器雖然可以達到優異的效能,卻需要非常高的運算複雜度,因此適應性濾波器(adaptive filter)的概念被應用於接收端的等化器設計。本論文中主要的適應性演算法主要是向量型式 AP(vector-form Affine Projection)VAP 演算法[6],利用傳送端傳送訓練符元來逐步更新濾波器參數,使得最後濾波器的精準度會逼近 MMSE 等化器。而 VAP 演算法雖然擁有極好的效能及收斂速度,但其計算複雜度相當高。為了改善這些問題,因此我們採用了 Set-Membership Filtering [7](SMF)的架構來有效降低複雜度並同時能達到優異的效能和收斂速度。並且建立了 SM-VAP(set-membership VAP)適應性演算法[8-9]。其原理為建立一組估測誤差的上限值,使得每次的估測誤差的範數不超過此上限值,用以判別當次濾波器是

否要做更新的動作來有效降低其複雜度,然而誤差上限值的設定變的相當重要,若是設定太高,會使得條件太過寬鬆而使得濾波器更新率太低而使得效能變差,若是設定太低會使得條件太過嚴苛而讓濾波器更新率很高,但是無法達到此條件而使效能變差,因此[10]提出了一種時變的誤差上限值來做系統的更新判別。我們利用 SMF 的架構設計一組 VMIMO 的接收機,並把 SMF 的架構加入到 VAP 中來做比較,模擬結果可以發現使用 SMF 的演算法在降低其複雜度後可以達到優異的收斂速度和效能。

符號定義:大寫與小寫粗體字母分別代表矩陣與行向量; $(\cdot)^T$ 、 $(\cdot)^H$ 分別代表轉置、共軛轉置; $\|\cdot\|$ 代表向量的 norm; $\|\cdot\|_F$ 代表矩陣的 Frobenius norm。

二、系統模型與接收機

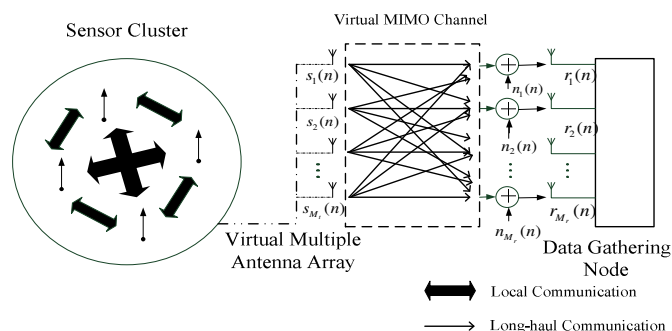


圖 1: 基於虛擬多重輸入多重輸出之無線感測網路系統模型圖量
如圖一,考慮一個基於虛擬多重輸入多重輸出(virtual multiple-input multiple-output, VMIMO)系統的無線感測網路。感測網路中的資料傳輸主要分成兩部分,短距離傳輸(local communication)和長距離傳輸(long-haul communication)。短距離傳輸的部分,由於感測群集中的每一個節點僅容納一根天線,為了達到 MIMO 系統的傳輸效益,就必須要利用合作式的方式來傳輸,也就是感測群集中的每一個節點經過資料交換的動作[4],利用分時多重存取(time division multiple access, TDMA)分成不同的時槽,各節點分別將自己的資料傳輸給相鄰的節點。當所有的節點都收到彼此所傳的資料時,所有的節點就都擁有相同的資料串要傳送,並且每一個節點都視為一根 VMIMO 系統中的單天線,並且會預先分配彼此為第幾根天線從而等效成一組虛擬的天線陣列(virtual antenna array)[4-5]。接著將資料按照先前預先分配好的天線順序傳送資料到資

料接收器。假設感測群集中有 M_t 個感測節點要傳送資料給資料收集器，並且每個節點有 N_i 個使用四位元脈波相位調變(quadrature phase-shift keying,QPSK)的符元要傳送，其中 $i=1, \dots, M_t$ 。在資料交換完之後，各個節點都擁有相同的 $M_t \times N_i$ 個 QPSK 調變符元，然後再利用預先分配的天線順序依序傳送資料給資料收集器，其接收訊號如下：

$$\mathbf{r}(n) = \mathbf{H}\mathbf{s}(n) + \mathbf{n}(n), \quad (1)$$

其中 $\mathbf{s}(n) = [s_1(n), s_2(n), \dots, s_{M_t}(n)]^T$ 為時間 n 時傳送端傳送的維度為 $M_t \times 1$ 的訊號向量， $s_i(n)$ 為第 i 個節點所傳送的資料 $i=1, 2, \dots, M_t$ ，通道響應 \mathbf{H} 為一個維度為 $M_r \times M_t$ 的複數矩陣，通道間元素各自獨立且互不相關且平均值為 0 變異數為 1。接收端 M_r 根天線所接收到的維度為 $M_r \times 1$ 的訊號能以向量表示，表示為 $\mathbf{r}(n) = [r_1(n), r_2(n), \dots, r_{M_r}(n)]^T$ ，其中 $r_j(n)$ 為第 j 根接收天線收到的訊號 $j=1, 2, \dots, M_r$ ， $\mathbf{n}(n) = [n_1(n), n_2(n), \dots, n_{M_r}(n)]^T$ 是維度為 $M_r \times 1$ 的雜訊向量， $n_j(n)$ 為第 j 根接收天線收到平均值為零，能量為 σ^2 的複數可加性高斯白雜訊。當資料收集器接收到資料後就開始做訊號偵測的動作，我們使用了適應性接收機的設計。一開始傳送端傳送訓練符元，當接收端接收到第 n 筆訊號時將經過維度為 $M_r \times M_t$ 的濾波器權重矩陣 $\mathbf{W}(n-1)$ 。而濾波器的輸出訊號向量為：

$$\hat{\mathbf{s}}(n) = \mathbf{W}^H(n-1)\mathbf{r}(n) \quad (2)$$

其中 $\hat{\mathbf{s}}(n)$ 維度為 $M_t \times 1$ ，因此我們可以定義訓練符元與濾波器輸出向量的差值為事前偵測誤差向量(prediction error vector)：

$$\mathbf{e}(n) = \mathbf{s}(n) - \hat{\mathbf{s}}(n). \quad (3)$$

利用適應性濾波器的架構，主要希望透過 \mathbf{W} 的更新機制，使估計誤差逐漸變小，趨於收斂，最終逼近於最佳 MMSE 濾波器的均方誤差。當傳送節點傳送完訓練符元時，接收機就會轉變為決策導向(decision directed)模式 [11]，也就是傳送節點開始傳送真正需要的資料符元，而接收機部分也開始將所偵測出來的訊號作決策的動作以得到傳送端的估測資料，濾波器的更新則持續使用估測資料取代訓練符元。

三、 SET-MEMBERSHIP FILTERING

在上一節中我們提到接收機使用適應性的接收機，而跟傳統的適應性濾波器不一樣的是，我們使用了一種選擇

性更新(data selective)的架構，稱為 SMF(set-membership filtering)[7]。SMF 的準則主要是建立一個估測誤差的上限值(upper bound) γ ，並判別每次的估測誤差範數(norm)是否超過此上限值來做為濾波器是否要更新的依據，其目標是要找到一個最佳的濾波器權重矩陣 \mathbf{W} ，使得每次的估測誤差範數不會超過此上限值，定義如下：

$$\|\mathbf{e}\|^2 = \|\mathbf{s} - \mathbf{W}^H\mathbf{r}\|^2 \leq \gamma^2, \quad \forall (\mathbf{s}, \mathbf{r}) \in S. \quad (4)$$

其中 S 為一個資料空間(data space)，此資料空間包含了所有時間傳送節點所傳送的資料與其相對應的接收資料。並且我們把所有滿足(4)的濾波器權重矩陣 \mathbf{W} 所形成的集合定義為：

$$\Theta \triangleq \bigcap_{(\mathbf{s}, \mathbf{r}) \in S} \{ \mathbf{W} \in C^{M_r \times M_t} : \|\mathbf{s} - \mathbf{W}^H\mathbf{r}\| \leq \gamma \}, \quad (5)$$

此集合 Θ ，我們把它稱為可能性集合(feasibility set)。而 SMF 的目標為試圖找到此集合或滿足(4)的一個 \mathbf{W} 。接著我們定義在時間點為 n 時，滿足(4)所形成的集合為：

$$H_n = \{ \mathbf{W} \in C^{M_r \times M_t} : \|\mathbf{s}(n) - \mathbf{W}^H\mathbf{r}(n)\| \leq \gamma \}. \quad (6)$$

而 SMF 演算法判別更新的方式主要是使用 point-wise approach[7]來做判別，也就是在時間點為 n 時，當判別 $\mathbf{W}(n-1) \notin H_n$ 時，則濾波器要做更新，並且可以找到 $\mathbf{W}(n)$ ，使的 $\mathbf{W}(n)$ 位在 H_n 範圍的邊界上，也就是更新後的 $\mathbf{W}(n)$ 會使得事後偵測誤差向量(posterior error vector)的範數滿足：

$$\|\mathbf{g}(n)\| = \|\mathbf{s}(n) - \mathbf{W}^H(n)\mathbf{r}(n)\| = \gamma. \quad (7)$$

反之，當判別 $\mathbf{W}(n-1) \in H_n$ 時，則濾波器不用更新，也就是 $\mathbf{W}(n-1) = \mathbf{W}(n)$ 。接著我們將介紹此種更新方法衍生出的 SM-VAP[8]演算法。

3.1 SM-VAP 演算法

首先定義基本的 AP 演算法：

$$\mathbf{W}(n) = \mathbf{W}(n-1) + \mu \mathbf{A}^H(n) \left(\mathbf{A}(n) \mathbf{A}^H(n) \right)^{-1} \boldsymbol{\varepsilon}(n), \quad (8)$$

其中 $\boldsymbol{\varepsilon}(n) = [\mathbf{e}(n), \mathbf{e}(n-1), \dots, \mathbf{e}(n-p+1)]^H$ 維度為 $p \times M_t$ 、 $\mathbf{A}(n) = [\mathbf{r}(n), \mathbf{r}(n-1), \dots, \mathbf{r}(n-p+1)]^H$ 維度為 $p \times M_r$ ，並且 $\mathbf{e}(n) = \mathbf{s}(n) - \mathbf{W}^H(n-1)\mathbf{r}(n)$ 為時間點為 n 時的事前偵測誤差向量， μ 為一個可變的步階大小。

再來將 SMF 適應性濾波器架構加入 AP 演算法中，而衍生出 SM-VAP 演算法，其代價函數為：

$$\begin{aligned} \text{目標: minimize } & \|\mathbf{W}(n) - \mathbf{W}(n-1)\|_F^2 \\ \text{subject to } & \mathbf{s}(n-k) - \mathbf{W}^H(n)\mathbf{r}(n-k) = \mathbf{g}(n-k) \\ & , k=0, 1, \dots, p-1 \end{aligned} \quad (9)$$

整合式子(9)使用拉格朗日乘數(Lagrang multipliers method)來表示代價函數，表示式如下式(10):

$$J = \|\mathbf{W}(n) - \mathbf{W}(n-1)\|_F^2 + \sum_{k=0}^{p-1} \text{Re} \left\{ \mathbf{v}_k^H (\mathbf{s}(n-k) - \mathbf{W}^H(n)\mathbf{r}(n-k) - \mathbf{g}(n-k)) \right\} \quad (10)$$

再由(10)中，有 p 個條件要滿足，所以使用了 p 個拉格朗日乘數系數 $\mathbf{v}_k^H, k=0,1,\dots,p-1$ ，接著將代價函數中的條件式寫成向量表示式，則代價函數改寫成為

$$J = \|\mathbf{W}(n) - \mathbf{W}(n-1)\|_F^2 + \text{tr} \left\{ (\mathbf{D}(n) - \mathbf{A}(n)\mathbf{W}(n) - \mathbf{B}(n))^H \cdot \mathbf{V} \right\} \quad (11)$$

其中 $\mathbf{D}(n) = [\mathbf{s}(n), \mathbf{s}(n-1), \dots, \mathbf{s}(n-p+1)]^H$ 維度為 $p \times M_t$ ， $\mathbf{B}(n) = [\mathbf{g}(n), \mathbf{g}(n-1), \dots, \mathbf{g}(n-p+1)]^H$ 維度為 $p \times M_t$ ，而 $\mathbf{g}(n) = \mathbf{s}(n) - \mathbf{W}^H(n)\mathbf{r}(n)$ 表示為時間點為 n 時的事後偵測誤差向量， $\mathbf{v}_k = [v_1, v_2, \dots, v_{M_t}]$ 維度為 $M_t \times 1$ ， $\mathbf{V} = [\mathbf{v}_0, \mathbf{v}_1, \dots, \mathbf{v}_{n-p+1}]^H$ 維度為 $p \times M_t$ ，則當判別 $\|\boldsymbol{\varepsilon}(n)\|_F > \gamma$ ，則可以找到一個最佳的 $\mathbf{W}(n)$ 使的 $\|\mathbf{B}(n)\|_F = \gamma$ ，因此可以得到:

$$\|\mathbf{B}(n)\|_F = \|\mathbf{D}(n) - \mathbf{A}(n)\mathbf{W}(n-1)\|_F = \gamma \quad (12)$$

因此利用(12)式可以求得時變的步階大小:

$$\mu(n) = \begin{cases} 1 - \frac{\gamma}{\|\boldsymbol{\varepsilon}(n)\|_F}, & \text{if } \|\boldsymbol{\varepsilon}(n)\|_F > \gamma \\ 0, & \text{others} \end{cases} \quad (13)$$

最後，整個演算法可以寫成

$$\mathbf{W}(n) = \mathbf{W}(n-1) + \mathbf{A}^H(n)(\mathbf{A}(n)\mathbf{A}^H(n))^{-1} \mu(n)\boldsymbol{\varepsilon}(n) \quad (14)$$

3.2 時變估測誤差上限值

為了求得一個最佳的 γ 值，因此本節中使用了時變估測誤差上限值函數 (time-varying bound function, TVB) $\gamma(n)$ [10]。主要是無法知道充足的環境資訊，通道狀態或雜訊都是一直在變化的，因此使用固定的 γ 值時，在不同的通道環境或是當訊雜比(SNR)改變時，都會使的選定的 γ 受影響而容易造成 over-bounding 或 under-bounding 的問題。而時變 $\gamma(n)$ 為

$$\gamma(n) = (1 - \beta)\gamma(n-1) + \beta\sqrt{\alpha\|\mathbf{W}(n-1)\|_F^2 \cdot \sigma^2}, \quad (15)$$

其中 β 為一個遺忘因子， α 是一個調整參數。此時變的 $\gamma(n)$ 使用遞迴式以避免受 $\|\mathbf{W}(n-1)\|_F^2$ 過高或高低而響。

四、電腦模擬與數據分析

電腦模擬的部分，假設傳送端 $M_t = 3$ ，接收端 $M_r = 4$ ，並且傳送端每一個節點都有 1500 個 QPSK 訊號要傳送，當傳送端的資料交換完之後，共有 4500 個資料要傳送給接收端，其中前 30 個資料為訓練符元用以更新

濾波器權重矩陣，共傳送 1500 次把資料傳完。而通道響應矩陣裡的各元素分佈為平均值為零且變異數為 1 的高斯隨機變數，並且各元素之間為獨立且互不相關。接收端所接收到的雜訊設定為平均值為 0 變異數為 σ^2 的複數可加性高斯白雜訊，並且 SNR 固定 15dB。

圖二主要是固定 SNR 為 15dB 時比較設定不同 γ 時的 SM-VAP 收斂圖，我們設定的 γ 值為 0.1~0.5 以及 AP 演算法 $u = 0.3$ 。當更新後估測誤差大於 γ 時，使用更新率 (update rate, UR)[8]來做為演算法中判別是否更新的依據，也就是傳送了 1500 筆資料，而濾波器權重矩陣更新的比例，當 UR 越低表示更新率越少，因此運算複雜度越低，相反的則是運算複雜度越高。圖二可以看出 γ 設定為 0.3 時的效果是最好的，並且 UR 為 0.3779，其複雜度比 AP 演算法低的多，但收斂穩態值與 AP 演算法差異不多。

圖三為比較演算法在固定 γ 時與加入 TVB 在不同 SNR 的 MSE 比較圖，從模擬圖中發現 SM-VAP 演算法加入 TVB 的條件限制去更新適應性矩陣，可以有效改善 SM-VAP 在固定 γ 條件下，當 SNR 很大時，所造成的更新率下降、效能變差之情況。

圖四主要是固定 SNR 為 15dB 時比較 SM-VAP 演算法與 SM-NLMS 演算法比較圖，以及加入 TVB 的條件限制去更新適應性矩陣，從模擬圖中可發現，在相同情況下，SM-VAP 演算法的效能明顯比 SM-NLMS 的效能好，而加入 TVB 的條件情況又可以改善 AP 與 NLMS 演算法的更新率。

圖五主要是固定 SNR 為 15dB 時探討 SM-VAP 演算法在不同的通道與雜訊環境下，其收斂能力的效能，而我們在每傳送第 500 個訊號時去改變其環境，從模擬圖可以發現不管是 SM-VAP，或者是 SM-VAP 加入 TVB 的限制條件，其都可以達到良好的收斂效果。

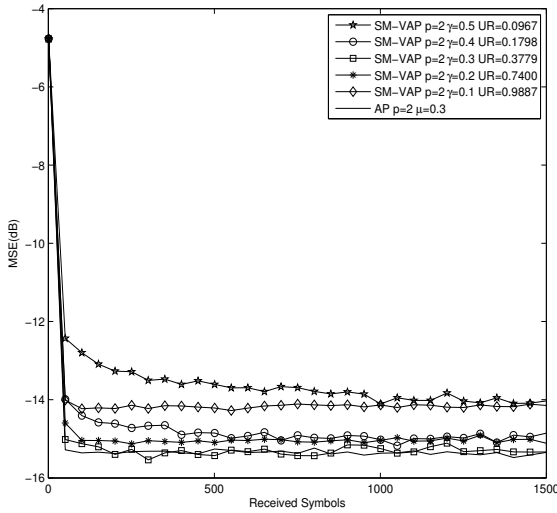
表 I 為所有演算法的乘法器個數比較，主要是因為乘法器相對於其他加法器或減法等複雜很多，比較演算法中的乘法器個數是分析複雜度的一個依據。實際計算結果發現使用 SMF 的演算法都能大幅度的降低運算量。

五、結論

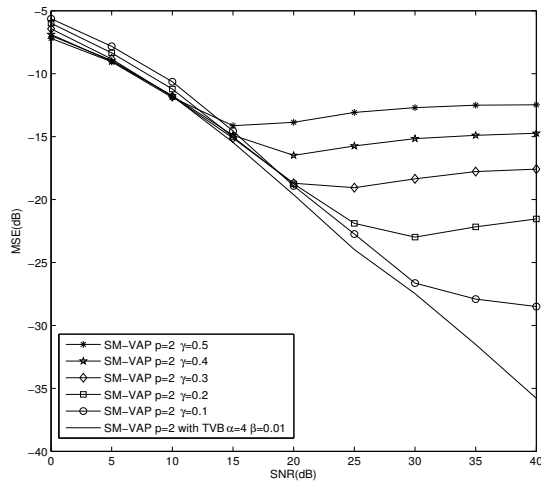
本文中探討虛擬 MIMO 的無線感測網路接收機設計，並使用 SMF 適應性的接收機來做為接收機的設計。模擬結果也顯示了使用 SMF 架構的 SM-VAP 了使用 SMF 架構的 VAP 演算法能夠大幅度的降低運算量，則使用 TVB 的特性可以達到在不同 SNR 時穩定收斂的效果。

參考文獻

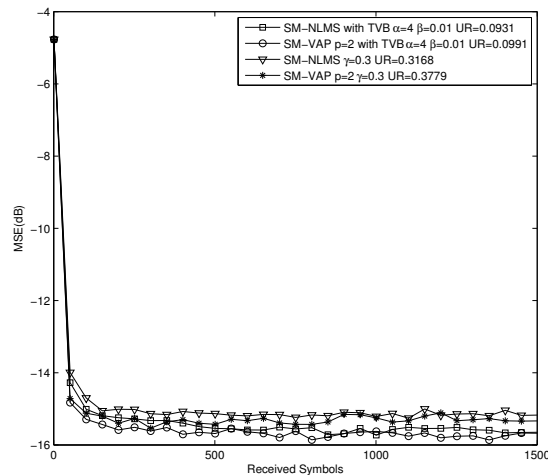
- [1] G. J. Foschini and M. J. Gans, "On limits of wireless communications in a fading environment when using multiple antennas," *Wirel. Personal Commun.*, vol. 6, no. 3, pp. 311-335, Mar. 1998.
- [2] A. J. Paulraj, R. U. Nabar, and D. A. Gore, *Introduction to Space-Time Wireless Communications*, Cambridge, U.K.: Cambridge Univ. Press, 2003.
- [3] P. W. Wolniansky, G. J. Foschini, G. D. Golden, and R. A. Valenzuela, "V-BLAST: an architecture for realizing very high data rates over the rich-scattering wireless channel," *International Symposium on Signals, Systems, and Electronics*, pp.295-300, Sep.1998.



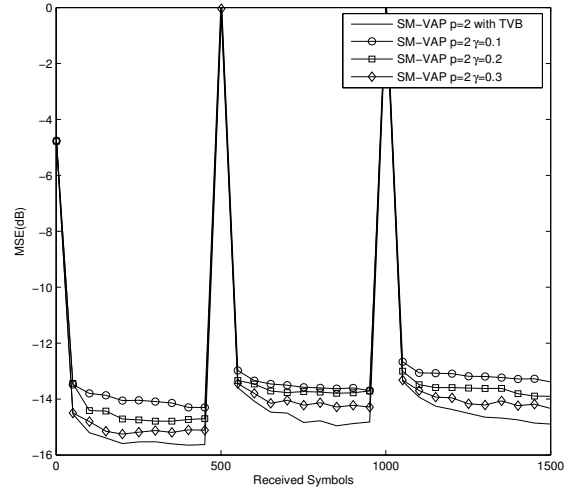
圖二: 固定 SNR=15dB 時, 不同 γ 值的 SM-VAP 演算法 MSE 比較圖



圖三: SM-VAP 演算法固定 γ 在不同 SNR 的 MSE 比較圖



圖四: SM-VAP 與 SM-NLMS 演算法固定 γ 與加入 TVB 條件的 MSE 比較圖



圖五: 固定 SNR=15dB 時, SM-VAP 與 SM-VAP with TVB 之收斂情況

表 I: 演算法實數乘法運算個數

時數乘法運算個數[MACs]	$M_t = 3, M_r = 4$
NLMS	128
AP, $p=2$	352
SM-NLMS ($\gamma = 0.3, UR = 0.3168$)	≈ 88
SM-NLMS (TVB, $UR = 0.0931$)	≈ 132
SM-VAP, $p=2$ ($\gamma = 0.3, UR = 0.3779$)	≈ 328
SM-VAP, $p=2$ (TVB, $UR = 0.0991$)	≈ 364

- [4] S. K. Jayaweera, "Virtual MIMO-based cooperative communication for energy-constrained wireless sensor networks," *IEEE Trans. Wireless Commun.*, vol. 5, no. 5, pp. 984-989, May 2006.
- [5] S. K. Jayaweera, M. L. Chebolu, and R. K. Donapati, "Signal-processing-aided distributed compression in virtual MIMO-based wireless sensor networks," *IEEE Trans. Veh. Technol.*, vol. 56, no. 5, pp.2630-2640, Sep. 2007.
- [6] S. Haykin, *Adaptive Filter Theory*. Fourth ed. Upper Saddle River, NJ: Prentice Hall 2002.
- [7] S. Gollamudi, S. Nagaraj, S. Kapoor, and Y. F. Huang, "Set-membership filtering and a set-membership normalized LMS algorithm with an adaptive step size," *IEEE Signal Process. Lett.*, vol. 5, no. 5, pp. 111-114, May 1998.
- [8] T. Wang, R. C. de Lamare, and P. D. Mitchell, "Low-complexity Set-Membership channel estimation for cooperative wireless sensor networks," *IEEE Trans. Veh. Technol.*, vol. 60, no. 6, pp. 2594-2607, July 2011.
- [9] R. C. de Lamare and P. S. R. Diniz, "Set-Membership adaptive algorithms based on time-varying error bounds for CDMA interference suppression," *IEEE Trans. Veh. Technol.*, vol. 58, no. 2, pp. 644-654, Feb. 2009.
- [10] L. Guo and Y. F. Huang, "Set-membership adaptive filtering with parameter-dependent error bound tuning," in *Proc. IEEE ICASSP*, Mar. 2005, pp. iv/369-iv/372.
- [11] J. G. Proakis, *Digital Communications*, 4th ed. New York: McGraw-Hill, 2000.