

# ادغام وقتی تصمیمات در شبکه‌های آشکارسازی

قاسم میرجلیلی\*، محمدرضا عارف\*\*، محمدمهدی نایبی\*\*\* و مسعود کهریزی\*\*\*

دانشکده مهندسی برق، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی

دانشکده مهندسی، دانشگاه تربیت مدرس

دانشکده مهندسی برق، دانشگاه صنعتی شریف

(دریافت مقاله: ۷۷/۱۲/۱۹ - دریافت نسخه نهایی: ۷۸/۹/۲۲)

چکیده - در شبکه‌های آشکارسازی با ادغام مناسب تصمیمات محلی آشکارسازها، تصمیم نهایی گرفته می‌شود. هدف، ادغام بهینه تصمیمات به گونه‌ای است که احتمال خطا در تصمیم‌گیری نهایی کمینه شود. برای تحقق قاعده ادغام بهینه، کارایی هر آشکارساز یعنی احتمال آشکارسازی و احتمال هشدار غلط آن و همچنین احتمال پیشین هر یک از فرضیه‌ها باید معلوم باشند. در عمل ممکن است این آمارگان نامعلوم و یا متغیر باشند، در چنین شرایطی به کارگیری روشهای وقتی توصیه می‌شود. در این مقاله یک روش بازگشتی برای تحقق مرکز ادغام وقتی ارائه شده است. این روش مبتنی بر متوسط‌گیری زمانی از تصمیمات محلی و استفاده از روابط تحلیلی است، این امر همگرایی مجانبی الگوریتم را تضمین می‌کند. همچنین یک روش ساده برای افزایش سرعت پاسخ سیستم به تغییرات ارائه شده و در انتها با نمایش نتایج شبیه‌سازیها، کارایی و همگرایی الگوریتم نشان داده شده است.

## Adaptive Decision Fusion in Detection Networks

G. Mirjalily, M. R. Aref, M. M. Nayebi and M. Kahrizi

Department of Electrical Engineering, K. N. Toosi University of Technology

Department of Electrical Engineering, Tarbiat Modarres University

Department of Electrical Engineering, Sharif University of Technology

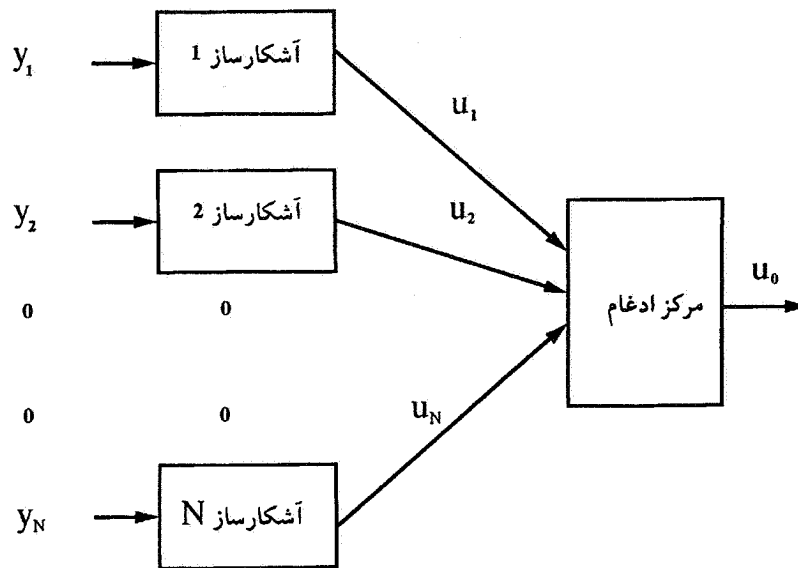
**ABSTRACT-** *In a detection network, the final decision is made by fusing the decisions from local detectors. The objective of that decision is to minimize the final error probability. To implement an optimal fusion rule, the performance of each detector, i.e. its probability of false alarm and its probability of missed detection as well as the a priori probabilities of the hypotheses, must be known. However, these statistics are usually unknown or may vary with time. In this paper, we develop a recursive algorithm that adapts the fusion center. This approach is based on the time-averaging of local decisions and on using the analytic solutions that guarantee the asymptotic convergence. Also a simple method is proposed that enables the algorithm to track changes faster. Simulation results are presented to demonstrate the efficiency and convergence properties of the algorithm.*

\*\*\* - دانشیار

\*\* - استاد

\* - استادیار





شکل ۱- ساختار یک شبکه آشکارسازی

هدف از ارائه این مقاله، یافتن روشی برای تحقق یک مرکز ادغام وفقی است. در بخش بعدی خواهید دید که ساختار بهینه یک مرکز ادغام مستقل از ساختار داخلی آشکارسازها (خطی یا غیرخطی بودن آشکارسازها و ...) و همچنین مستقل از ماهیت مشاهدات دریافتی توسط آنها (حقیقی یا مختلط بودن مشاهدات و ...) بوده و تنها تابعی از احتمالات خطای آشکارسازها است. بنابراین از دیدگاه الگوریتم ارائه شده در این مقاله، هر آشکارساز جعبه سیاهی است که در هر لحظه با توجه به مشاهده دریافتی اش و با یک احتمال هشدار غلط و یک احتمال آشکارسازی مشخص، تصمیمی تکبیتی تولید می‌کند. هدف اصلی، به دست آوردن برآوردی<sup>۴</sup> از احتمالات خطای هر یک از آشکارسازها برای تحقق یک مرکز ادغام بهینه است، این کار به کمک متوسط گیری زمانی از خروجی آشکارسازها و بدون نیاز به داشتن اطلاعات در مورد ماهیت مشاهدات و یا ساختار آشکارسازها انجام می‌شود.

در ادامه، فرض استقلال شرطی مشاهدات آشکارسازها تحت هر دو فرضیه را می‌پذیریم. به عبارت دیگر:

$$f(y_1, y_2, \dots, y_N | H_i) = \prod_{j=1}^N f(y_j | H_i) \quad i=0,1 \quad (2)$$

که در آن  $f(0|0)$  تابع چگالی احتمالی شرطی و  $N$  تعداد آشکارسازهای محلی است. همچنین معیار حداقل احتمال خطا<sup>۵</sup> به

مطرح شد [۳-۶]. در این روش، هر گیرنده همچون یک آشکارساز محلی عمل می‌کند. به عبارت دیگر هر گیرنده با توجه به مشاهدات خود، یکی از دو فرضیه ممکن را تأیید کرده و نتیجه را که یک تصمیم دودویی است، ارسال می‌کند. از امتیازات آشکارسازی توزیعی می‌توان به مواردی از قبیل: افزایش قابلیت اطمینان، افزایش سرعت آشکارسازی، مقاوم شدن در مقابل محوشدگی<sup>۳</sup>، افزایش قابلیت انعطاف و تغییر آرایش، امکان آشکارسازی و ردیابی چندین سیگنال و امکان استفاده از آشکارسازهایی با قابلیت‌های مختلف اشاره کرد [۴]. در این روش برخلاف آشکارسازی متمرکز، مرکز ادغام فقط به اطلاعات جزئی رسیده از گیرنده‌ها دسترسی دارد، نتیجه آنکه در مقایسه با روش متمرکز افت کارایی خواهیم داشت. به هر حال اتلاف کارایی را می‌توان با پردازش بهینه به حداقل رساند.

در یک شبکه آشکارسازی، آشکارسازها به طور موازی به مرکز ادغام متصل می‌شوند. در این شبکه، هر آشکارساز بر اساس مشاهدات خود یکی از دو فرضیه ممکن را تأیید کرده و نتیجه را که یک تصمیم دودویی است مستقیماً به مرکز ادغام ارسال می‌کند. در مرکز با ادغام مناسب تصمیمات رسیده، تصمیم نهایی گرفته می‌شود، شکل (۱). در این شکل  $y_i$  مشاهده دریافتی توسط آشکارساز  $i$  ام و  $u_i$  تصمیم گرفته شده توسط آن است به طوری که در صورت تأیید وجود سیگنال  $u_i=1$  و در غیراین صورت  $u_i=0$ .

عنوان معیار بهینگی انتخاب می‌شود، به عبارت دیگر مرکز ادغام به گونه‌ای طراحی می‌شود که احتمال خطا در تصمیم‌گیری نهایی یعنی  $P_e$  کمینه شود. بنا به تعریف:

$$P_e = P(u_0=1 | H_0)P_0 + P(u_0=0 | H_1)P_1 \quad (3)$$

که در آن  $P_i$  احتمال پیشین فرضیه  $H_i$  و  $u_0$  تصمیم نهایی است. در بخش بعدی ضمن معرفی قاعده ادغام بهینه، مشکلات موجود برای تحقق آن بررسی شده و لزوم به کارگیری روشهای وقتی مورد تأکید قرار می‌گیرد، همچنین کارهای انجام شده در این زمینه معرفی می‌شوند. در بخش ۳ با توصیف ایده‌های اساسی، الگوریتم موردنظر برای شبکه‌ای ساده با سه آشکارساز محلی ارائه شده و نتایج شبیه‌سازی موردبررسی قرار می‌گیرند. در بخش ۴ راه‌حلی برای افزایش سرعت تطبیق الگوریتم ارائه شده و در بخش ۵ نحوه تعمیم الگوریتم به حالت کلی توضیح داده می‌شود. در بخش ۶ پس از جمع‌بندی نتایج، پیشنهاداتی مطرح می‌شود. لازم به ذکر است که در حالت کلی الگوریتم ارائه شده برای شبکه‌ای با دو آشکارساز مناسب نیست مگر آنکه شبکه وضعیت خاصی داشته باشد [۲]. با استفاده از روشهای عددی می‌توان تعداد تقریبی آشکارسازها را برای رسیدن به یک کارایی مشخص، تعیین کرد. بدین منظور در [۲] برای مدل خاصی از سیگنال و نویز، منحنیهای ارائه شده که کارایی شبکه را برحسب تعداد آشکارسازها نشان می‌دهند.

## ۲- قاعده ادغام بهینه

کارهای زیادی برای طراحی بهینه شبکه‌های آشکارسازی انجام گرفته است [۴-۷]. می‌توان نشان داد که برای شبکه‌ای با  $N$  آشکارساز و با فرض استقلال شرطی مشاهدات، قاعده ادغام بهینه به صورت زیر است [۷]:

$$u_0 = \begin{cases} 1, & \text{if } w_0 + \sum_{j=1}^N u_j w_{j1} + (1-u_j)w_{j0} > 0 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

که در آن:

$$w_0 = \log \left( \frac{P_1}{P_0} \right) \quad (5)$$

$$w_{j1} = \log \left( \frac{1-P_{mj}}{P_{fj}} \right) \quad j=1, \dots, N \quad (6)$$

$$w_{j0} = \log \left( \frac{P_{mj}}{1-P_{fj}} \right) \quad j=1, \dots, N \quad (7)$$

در اینجا  $P_{mj}$  و  $P_{fj}$  به ترتیب احتمال هشدار غلط و احتمال از دست دادن آشکارسازی در  $j$  امین آشکارسازند. به عبارت دیگر قاعده ادغام بهینه تابعی غیرخطی از حاصل جمع وزن‌دار شده تصمیمات محلی است. همان طور که از معادله‌های بالا دیده می‌شود، وزنه‌های مربوط به آشکارساز  $j$  ام یعنی  $w_{j0}$  و  $w_{j1}$  تابعی از احتمالات خطاهای مربوطه یعنی  $P_{mj}$  و  $P_{fj}$  هستند، همچنین وزن ثابت  $w_0$  تابعی از احتمالات پیشین فرضیه‌هاست. بنابراین برای پیاده‌سازی یک مرکز ادغام بهینه، احتمال پیشین هر یک از فرضیه‌ها و همچنین احتمال از دست دادن آشکارسازی و احتمال هشدار غلط آشکارسازها باید معلوم باشند. در عمل ممکن است مقدار دقیق این احتمالات مشخص نباشد و یا بنا به دلایلی همچون تغییر در آمارگان مشاهدات، خرابی آشکارسازهای محلی، خطای کانالهای رابط و یا وجود اغتشاشات عمدی، این مقادیر با زمان تغییر کنند [۳]، تحت چنین شرایطی به کارگیری روشهای وقتی برای تنظیم خودکار وزنها در مرکز ادغام ضروری به نظر می‌رسد.

در این مقاله یک الگوریتم بازگشتی برای تحقق مرکز ادغام وقتی ارائه می‌شود. این روش مبتنی بر محاسبه برآوردی دقیق از احتمال پیشین هر یک از فرضیه‌ها و احتمالات خطای آشکارسازهاست. از طرفی می‌دانیم که در اکثر آشکارسازها، احتمال از دست دادن آشکارسازی تابعی از احتمال هشدار غلط و نسبت سیگنال به نویز است. به عنوان مثال در آشکارسازی راداری در یک محیط رایلی<sup>۶</sup> داریم [۸]:

$$P_{mi} = 1 - P_{fi}^{1+S_i} \quad (8)$$

که در آن  $S_i$  نسبت سیگنال به نویز  $i$  امین آشکارساز است. در نتیجه اگر بتوان احتمال از دست دادن آشکارسازی و احتمال هشدار غلط هر آشکارساز را برآورد کرد، می‌توان برآوردی از نسبت سیگنال به نویز آن را نیز به دست آورد. در اکثر موارد عملی، مدل‌های آماری مشاهدات ثابت بوده ولی نسبت سیگنال به نویز متغیر است. در چنین محیط‌های غیرایستاتی می‌توان با به دست آوردن برآوردی از نسبت سیگنال به نویز هر آشکارساز و بر اساس روشهای عددی

بهینه‌سازی همچون روش جستجوی گرادیان<sup>۷</sup>، سطوح آستانه آشکارسازهای محلی را به روز<sup>۸</sup> کرد [۹].

در زمینه تحقق یک مرکز ادغام وفقی، قبلاً کارهایی انجام شده است [۱۰-۱۴]. در [۱۰] الگوریتمی برای به دست آوردن برآوردی از کمیت‌های بهینه شبکه پیشنهاد شده است. در روش ارائه شده، برآوردها دارای خطا هستند و سعی شده با به کارگیری شیوه‌های بازگشتی، این خطاها کمینه شوند. روش ارائه شده از نظر محاسباتی نسبتاً پیچیده است، علاوه بر این همگرایی آن به صورت نظری اثبات نشده است. انصاری و همکارانش نیز الگوریتمی برای به دست آوردن برآوردی از وزنه‌های مرکز ادغام معرفی کرده‌اند [۱۱-۱۳]. آنها برای کاهش خطای برآوردها، تصمیمات نهایی را بر اساس یک سطح آستانه به دو دسته مطمئن و نامطمئن تقسیم کرده و فقط از تصمیمات مطمئن برای برآورد کردن وزنه استفاده کرده‌اند، این امر سبب کند شدن همگرایی می‌شود. همچنین قاعده‌ای مشخص برای انتخاب سطح آستانه تقسیم تصمیمات ارائه نشده است. به علاوه در این روش، وزنه‌ها به طور مستقیم و بدون به دست آوردن برآوردی از احتمالات خطای آشکارسازها به دست آمده‌اند. همان طور که قبلاً توضیح داده شد، به دست آوردن برآوردی از احتمالات خطای آشکارسازها می‌تواند مفید باشد.

الگوریتم ارائه شده در این مقاله ضمن حفظ سادگی، مشکلات موجود در روشهای قبلی را تا حدی برطرف کرده است. از آنجاکه در تمام روشهای قبلی پاسخ به تغییرات بسیار کند است، در این مقاله یک روش ساده برای افزایش سرعت پاسخ ارائه می‌شود.

### ۳- ادغام وفقی تصمیمات در شبکه‌ای با سه آشکارساز ۳-۱- توصیف الگوریتم

یک شبکه آشکارسازی با سه آشکارساز محلی را در نظر بگیرید. هر آشکارساز از یک قاعده تصمیم‌گیری محلی استفاده کرده و تصمیمات دودویی خود را به مرکز ادغام می‌فرستد. هدف، به دست آوردن برآوردی از کمیت‌های نامعلوم  $P_1$ ،  $P_{fi}$  و  $P_{mi}$  ( $i=1,2,3$ ) با مشاهده تصمیمات دودویی  $u_1$ ،  $u_2$  و  $u_3$  است. توجه دارید که  $P_0=1-P_1$ .

برای انجام این کار ابتدا برآوردی از احتمال وقوع هر تصمیم احتمالات مشترک آنها را به دست آورده و سپس بر اساس تعدادی

معادله، کمیت‌های مورد نظر را محاسبه می‌کنیم. در اینجا سه تصمیم دودویی و در نتیجه هشت حالت مختلف وجود دارد. فرض کنید  $P_{ijk}$  نشان‌دهنده احتمال وقوع ( $u_1=i, u_2=j, u_3=k$ ) باشد. با فرض استقلال شرطی مشاهدات و در نتیجه استقلال شرطی تصمیمات محلی داریم:

$$P_{ijk} = P(u_1=i, u_2=j, u_3=k) = P(u_1=i | H_1)P(u_2=j | H_1)P(u_3=k | H_1)P_1 + P(u_1=i | H_0)P(u_2=j | H_0)P(u_3=k | H_0)(1-P_1) \quad (9)$$

که در آن:

$$P(u_i=1 | H_1) = \begin{cases} 1-P_{mi} & \text{if } i=1 \\ P_{mi} & \text{if } i=0 \end{cases} \quad (10)$$

$$P(u_i=1 | H_0) = \begin{cases} P_{fi} & \text{if } i=1 \\ 1-P_{fi} & \text{if } i=0 \end{cases} \quad (11)$$

همان طور که دیده می‌شود، احتمال وقوع هر حالت تابعی از هفت متغیر نامعلوم  $P_1$ ،  $P_{fi}$  و  $P_{mi}$  ( $i=1,2,3$ ) است. از طرفی هشت معادله به شکل (۹) داریم که فقط هفت تای آنها استقلال جبری دارند زیرا:

$$\sum_{i=0}^1 \sum_{j=0}^1 \sum_{k=0}^1 P_{ijk} = 1 \quad (12)$$

در نتیجه دستگاهی مشتمل بر هفت معادله غیرخطی مستقل و هفت متغیر داریم که با حل آن می‌توان متغیرهای نامعلوم را برحسب مقادیر  $P_{ijk}$  یافت. حل این دستگاه کار پیچیده‌ای است. با ترکیب جبری معادله‌های این دستگاه، به سادگی می‌توان معادله‌های زیر را به دست آورد:

$$P(u_i=1) = (1-P_{mi})P_1 + P_{fi}(1-P_1) \quad i=1,2,3 \quad (\text{الف}-13)$$

$$P(u_i=1, u_j=1) = (1-P_{mi})(1-P_{mj})P_1 + P_{fi}P_{fj}(1-P_1) \quad i,j=1,2,3 \quad i \neq j \quad (\text{ب}-13)$$

$$P(u_1=1, u_2=1, u_3=1) = (1-P_{m1})(1-P_{m2})(1-P_{m3})P_1 + P_{f1}P_{f2}P_{f3}(1-P_1) \quad (\text{ج}-13)$$

برای سادگی نمادهای زیر را تعریف می‌کنیم:

$$\gamma_i = P(u_i=1) \\ \delta_{ij} = P(u_i=1, u_j=1) \quad (14)$$

که در آن  $\hat{\gamma}_i^0$  یک مقدار اولیه دلخواه است. به طریق مشابه:

$$\hat{\delta}_{ij}^k = \frac{1}{k} u_i^k u_j^k + \frac{k-1}{k} \hat{\delta}_{ij}^{k-1} \quad (24)$$

$$\hat{\gamma}_*^k = \frac{1}{k} u_1^k u_2^k u_3^k + \frac{k-1}{k} \hat{\gamma}_*^{k-1} \quad (25)$$

با داشتن  $\hat{\gamma}_i^k$ ،  $\hat{\delta}_{ij}^k$  و  $\hat{\gamma}_*^k$  و قراردادن آنها به جای  $\gamma_i$ ،  $\delta_{ij}$  و  $\gamma_*$  در معادله‌های (۱۵) تا (۲۱) می‌توان برآوردی از کمیت‌های نامعلوم را در لحظه  $k$  به دست آورد.

با توجه به بحث ارائه شده، الگوریتم ادغام فوقی تصمیمات برای شبکه‌ای با سه آشکارساز را به صورت زیر پیشنهاد می‌کنیم. در این الگوریتم:  $i, j=1, 2, 3$  و  $i \neq j$ .

الگوریتم اصلی

\* قدم اولیه:

مقادیر اولیه  $\hat{\gamma}_i^0$ ،  $\hat{\delta}_{ij}^0$  و  $\hat{\gamma}_*^0$  را انتخاب کنید. همچنین  $k=1$

\* قدمهای تکراری:

(الف) مقادیر  $\hat{\gamma}_i^k$ ،  $\hat{\delta}_{ij}^k$  و  $\hat{\gamma}_*^k$  را با مشاهده تصمیمات محلی  $u_1$ ،  $u_2$  و  $u_3$  و استفاده از معادله‌های (۲۳) تا (۲۵) به روز کنید.  
(ب) با استفاده از مقادیر به دست آمده در بند (الف)، مقادیر  $\hat{P}_1^k$ ،  $\hat{P}_{fi}^k$  و  $\hat{P}_{mi}^k$  را با استفاده از معادله‌های (۱۵) تا (۲۱) محاسبه کنید.  
(ج) از مقادیر  $\hat{P}_1^k$ ،  $\hat{P}_{fi}^k$  و  $\hat{P}_{mi}^k$  برای به روز کردن وزنه‌های مرکز ادغام بر اساس معادله‌های (۵) تا (۷) استفاده کنید.

(د)  $k=k+1$ ، سپس به بند (الف) برگردید.

قضیه زیر همگرایی در احتمال<sup>۱۰</sup> الگوریتم ارائه شده را تأیید می‌کند.

قضیه: برآوردهای به دست آمده از الگوریتم بالا در احتمال به مقادیر واقعیشان همگرا می‌شوند، به عبارت دیگر این برآوردها سازگار<sup>۱۱</sup>ند.

اثبات: ابتدا نشان می‌دهیم که برآوردهای به دست آمده از معادله‌های (۲۳) تا (۲۵) ناریب<sup>۱۲</sup> بوده و پراکندگی<sup>۱۳</sup> آنها با افزایش زمان ( $k$ ) کاهش می‌یابد. داریم:

$$E(\hat{\gamma}_i^k) = \frac{1}{k} \sum_{j=1}^k E(u_i^j) = \frac{1}{k} \sum_{j=1}^k \gamma_i = \gamma_i \quad (26)$$

$$\gamma_* = P(u_1=1, u_2=1, u_3=1)$$

با حل معادله‌های (۱۳-الف) تا (۱۳-ج) به طور همزمان و حذف جوابهای نادرست و با توجه به نمادهای تعریف شده، جواب یکتای زیر برای کمیت‌های نامعلوم به دست می‌آید:

$$P_1 = 0.5 - \frac{X}{2\sqrt{X^2+4}} \quad (15)$$

$$P_{fi} = \gamma_i - \sqrt{\frac{P_1}{1-P_1}} a_i \quad (16)$$

$$P_{mi} = 1 - \gamma_i - \sqrt{\frac{1-P_1}{P_1}} a_i \quad (17)$$

که در آن:

$$X = \frac{(\gamma_* + 2\gamma_1\gamma_2\gamma_3) - (\gamma_1\delta_{23} + \gamma_2\delta_{13} + \gamma_3\delta_{12})}{\sqrt{(\delta_{12} - \gamma_1\gamma_2)(\delta_{13} - \gamma_1\gamma_3)(\delta_{23} - \gamma_2\gamma_3)}} \quad (18)$$

$$a_1 = \sqrt{\frac{(\delta_{12} - \gamma_1\gamma_2)(\delta_{13} - \gamma_1\gamma_3)}{(\delta_{23} - \gamma_2\gamma_3)}} \quad (19)$$

$$a_2 = \sqrt{\frac{(\delta_{12} - \gamma_1\gamma_2)(\delta_{23} - \gamma_2\gamma_3)}{(\delta_{13} - \gamma_1\gamma_3)}} \quad (20)$$

$$a_3 = \sqrt{\frac{(\delta_{13} - \gamma_1\gamma_3)(\delta_{23} - \gamma_2\gamma_3)}{(\delta_{12} - \gamma_1\gamma_2)}} \quad (21)$$

بنابراین تمام کمیت‌های نامعلوم را می‌توان به طور یکتا با دانستن احتمالات  $\gamma_i$ ،  $\delta_{ij}$  و  $\gamma_*$  به دست آورد.

از طرفی بر اساس نظریه تقریبهای اتفاقی<sup>۹</sup> می‌توان برآوردی از احتمالات اخیر را توسط متوسط متوسط گیری زمانی از تصمیمات محلی به دست آورد [۱۵]. اگر  $\hat{\gamma}_i^k$  نشان دهنده برآورد  $\gamma_i$  در لحظه  $k$  باشد، داریم:

$$\hat{\gamma}_i^k = \frac{1}{k} \sum_{j=1}^k u_i^j \quad (22)$$

که در آن  $u_i^j$  تصمیم آشکارساز  $i$  ام در لحظه  $j$  ام است. می‌توان معادله بالا را به صورت بازگشتی نیز نوشت:

$$\hat{\gamma}_i^k = \frac{1}{k} u_i^k + \frac{k-1}{k} \hat{\gamma}_i^{k-1} \quad (23)$$

کرد. در این صورت، انتخاب مقادیر اولیه می تواند دقیقتر باشد. انتخاب مقادیر اولیه دقیقتر در افزایش سرعت همگرایی بی تأثیر نخواهد بود.

در اینجا وقوع فرضیه‌ها به صورت یک متغیر تصادفی دودویی (H) شبیه‌سازی شده است به طوری که با احتمال  $P_1$  مقدار آن یک بوده و نشان‌دهنده وجود  $H_1$  است و با احتمال  $(1-P_1)$  مقدار آن صفر بوده و نشان‌دهنده وجود  $H_0$  است. همچنین تصمیم هر آشکارساز ( $u_i$ ) به صورت یک متغیر تصادفی دودویی شبیه‌سازی شده است به طوری که با مشاهده مقدار H و با توجه به احتمالات خطای مفروض، مقدار آن مشخص می‌شود. به عبارت دیگر:

$$P(u_i=1 | H=0) = \begin{cases} P_{fi} & i=1 \\ 1-P_{fi} & i=0 \end{cases} \quad (32)$$

$$P(u_i=1 | H=1) = \begin{cases} P_{mi} & i=0 \\ 1-P_{mi} & i=1 \end{cases} \quad (33)$$

واضح است که روش ارائه شده در این مقاله مستقل از مدل آماری سیگنال و نویز بوده و تنها بر اساس احتمالات خطای آشکارسازها عمل می‌کند.

شکل‌های (۲-الف) و (۲-ب) نشان‌دهنده نحوه همگراشدن  $P_1$ ،  $P_{fi}$  ها و  $P_{mi}$  ها هستند. شکل (۲-ج) نیز همگرایی وزنه‌های  $w_0$  و  $w_{11}$  را به طور نمونه نشان می‌دهد. همچنین در شکل (۲-د) نحوه کاهش احتمال خطای نهایی و رسیدن آن به مقدار کمینه ممکن را ملاحظه می‌کنید. همان طور که دیده می‌شود سرعت همگرایی احتمال خطا بسیار بالاست به طوری که پس از حدود ۲۵۰ دفعه تکرار و قبل از همگرایی کامل سایر مقادیر به مقدار کمینه ممکن رسیده است. علت این امر، گسسته بودن ورودی مرکز ادغام است. در واقع ورودی تنها دارای  $2^N$  حالت مختلف است، در نتیجه تنها  $2^{2^N}$  قاعده ادغام مختلف وجود دارد. از این تعداد نیز فقط قواعدی که اصطلاحاً افزایشی یکنوا<sup>۱۵</sup> هستند، می‌توانند بهینه و در نتیجه قابل پیاده‌سازی توسط معادله (۴) باشند. به عنوان مثال برای  $N=3$  تنها ۲۰ و برای  $N=2$  تنها ۴ قاعده ادغام افزایشی یکنوا وجود دارد [۱۸]. این در حالی است که در جریان همگرایی، وزنه‌ها به طور

$$\begin{aligned} \text{Var}(\hat{\gamma}_i^k) &= E(\hat{\gamma}_i^k - \gamma_i)^2 = \frac{1}{k^2} \sum_{m=1}^k \sum_{n=1}^k E(u_i^m u_i^n) - \gamma_i^2 \\ &= \frac{1}{k} \gamma_i (1 - \gamma_i) \end{aligned} \quad (27)$$

که در آن  $E(0)$  تابع میانگین آماری و  $\text{Var}(0)$  تابع پراکندگی است. به همین ترتیب و به سادگی می‌توان نشان داد که:

$$E(\hat{\delta}_{ij}^k) = \delta_{ij} \quad (28)$$

$$\text{Var}(\hat{\delta}_{ij}^k) = \frac{1}{k} \delta_{ij} (1 - \delta_{ij}) \quad (29)$$

$$E(\hat{\gamma}_*^k) = \gamma_* \quad (30)$$

$$\text{Var}(\hat{\gamma}_*^k) = \frac{1}{k} \gamma_* (1 - \gamma_*) \quad (31)$$

با توجه به این دو خاصیت، برآوردهای  $\hat{\gamma}_i$ ،  $\hat{\delta}_{ij}$  و  $\hat{\gamma}_*$  سازگار بوده و به طور مجانبی به مقادیر واقعی  $\gamma_i$ ،  $\delta_{ij}$  و  $\gamma_*$  همگرا می‌شوند (همگرایی اتفاقی<sup>۱۴</sup>) [۱۶]. براین اساس و با توجه به اینکه طبق معادله‌های (۱۵) تا (۲۱) یک ارتباط یک به یک بین مقادیر  $\hat{\delta}_{ij}$  و  $\hat{\gamma}_*$  و مقادیر  $\hat{P}_{mi}^k$  و  $\hat{P}_{fi}^k$  وجود دارد، همگرایی تصادفی مقادیر اخیر [۱۷] و در نهایت با توجه به معادله‌های (۵) تا (۷)، همگرایی تصادفی وزنه‌های مرکز ادغام اثبات می‌شود.

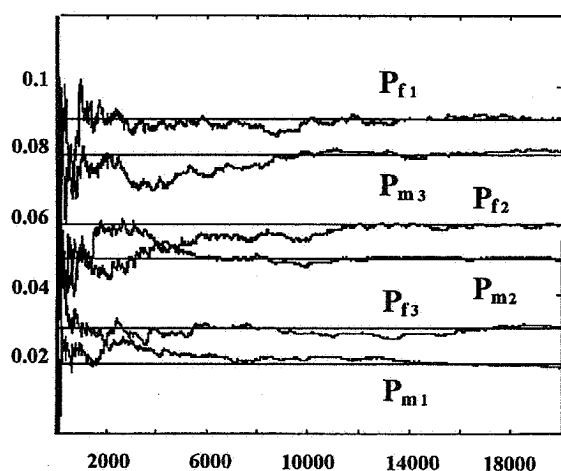
### ۲-۳ نتایج شبیه‌سازی

در این قسمت، نتایج شبیه‌سازی را که نمایانگر کارایی الگوریتم پیشنهادی است، بررسی می‌کنیم. برای انجام شبیه‌سازی یک شبکه آشکارسازی با سه آشکارساز و احتمالات زیر در نظر گرفته شده است:

$$P_1=0.6, P_{f1}=0.09, P_{f2}=0.06, P_{f3}=0.03,$$

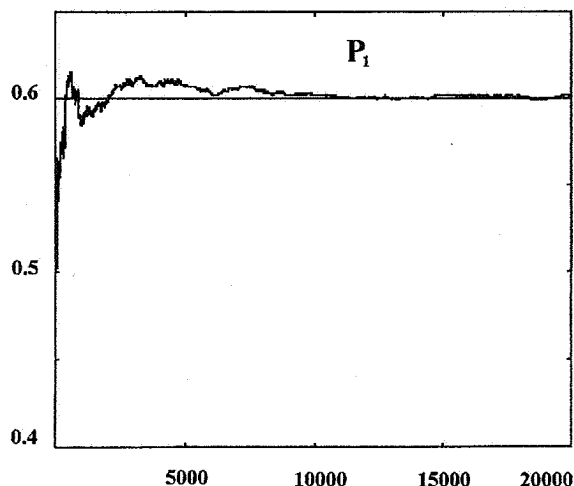
$$P_{m1}=0.02, P_{m2}=0.05, P_{m3}=0.08$$

همچنین مقادیر اولیه  $\hat{\gamma}_i^0$ ،  $\hat{\delta}_{ij}^0$  و  $\hat{\gamma}_*^0$  برابر ۰/۵ انتخاب شده است. واضح است که مقدار ۰/۵ با این فرض انتخاب شده که هیچ‌گونه اطلاعاتی در مورد مقدار احتمالات خطای آشکارسازها و احتمالات پیشین فرضیه‌ها نداریم (بدترین حالت). در عمل معمولاً می‌توان بازه‌ای برای این مقادیر در نظر گرفته و حدود آنها را تعیین



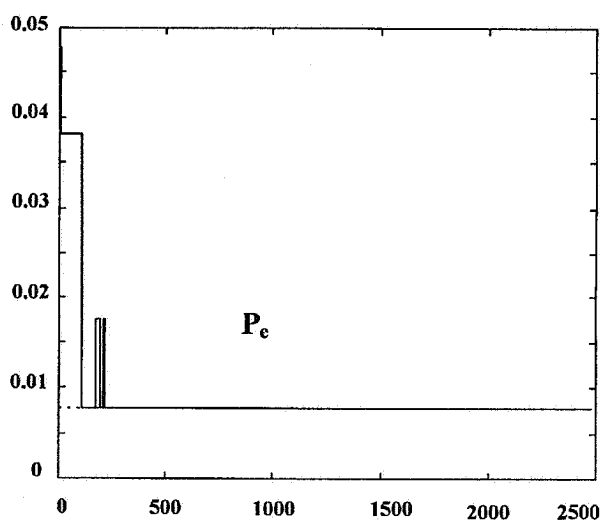
تعداد دفعات تکرار

ب - همگرایی احتمالات خطای آشکارسازها



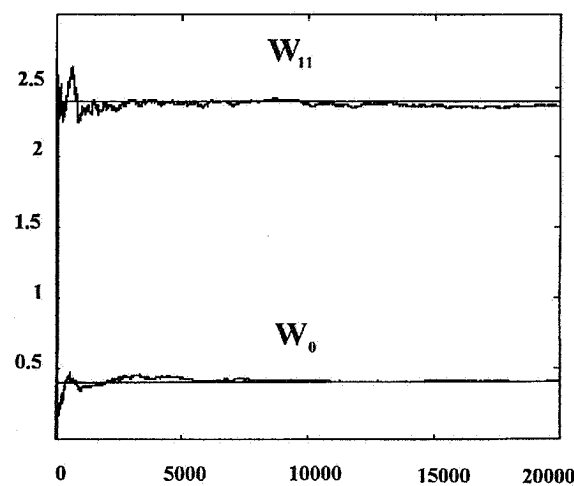
تعداد دفعات تکرار

الف - همگرایی  $P_1$



تعداد دفعات تکرار

د - همگرایی متوسط احتمال خطای نهایی



تعداد دفعات تکرار

ج - همگرایی دو وزن از وزنه‌های مرکز ادغام به طور نمونه

شکل ۲- همگرایی کمیته‌های مورد نظر در شبکه‌ای با سه آشکارساز و احتمالات مفروض در بخش ۳-۲

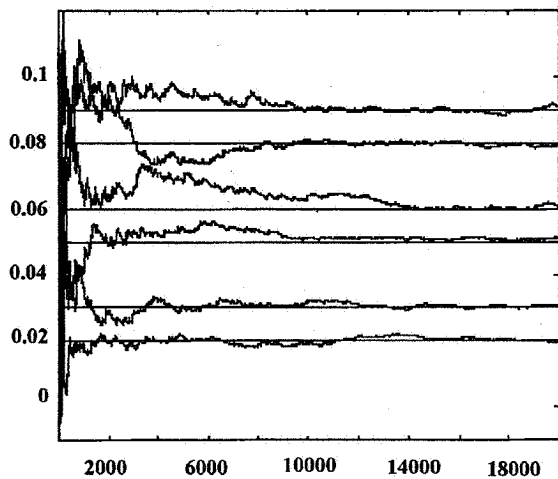
دادیم. شکل (۳-الف) نشان‌دهنده نحوه تطبیق سیستم با شرایط جدید است. همان طور که دیده می‌شود اگرچه کمیت  $P_1$  قادر است تغییرات را دنبال کند اما سرعت پاسخ بسیار کند است، این در حالی است که سرعت پاسخ در قدمهای اولیه (کلهای کوچک) بالاست. با توجه به این بحث به نظر می‌رسد که برای افزایش سرعت پاسخ باید از یک مکانیزم راه اندازی مجدد<sup>۱۶</sup> استفاده کرد به طوری که در صورت وجود تغییر در آمارگان، برآوردکننده‌ها عمل برآورد کمیته‌ها را از نو شروع کنند. این بدان معناست که زمان به عقب برگردانده شود

پیوسته تغییر می‌کنند؛ در نتیجه ممکن است وزنها تغییر کنند بدون آنکه قاعده ادغام عوض شود. به عبارت دیگر حساسیت مرکز ادغام بهینه به وجود انحراف در وزنها نسبت به مقدار واقعی‌شان کم است، در نتیجه همگرایی احتمال خطا سریعتر از خود وزنهاست.

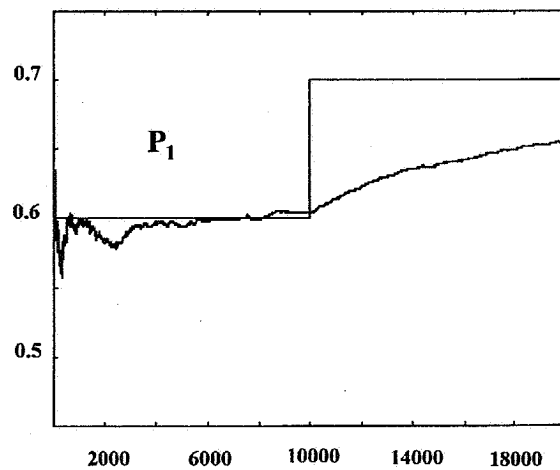
#### ۴- افزایش سرعت تطبیق الگوریتم

برای بررسی سرعت پاسخ سیستم به تغییرات، مقدار  $P_1$  را در شبیه‌سازی بالا و در ۱۰۰۰۰ امین تکرار از ۰/۶ به ۰/۷ افزایش

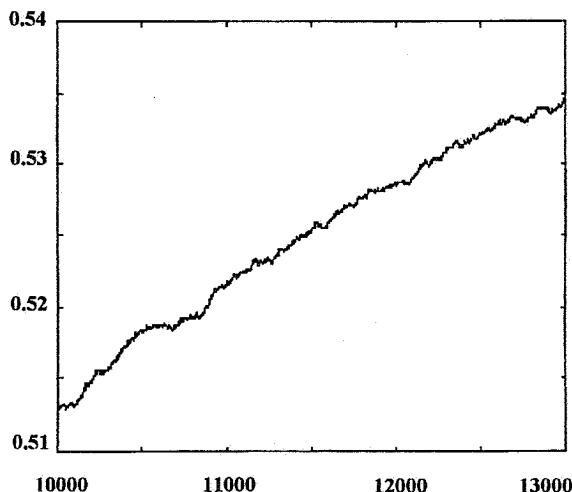




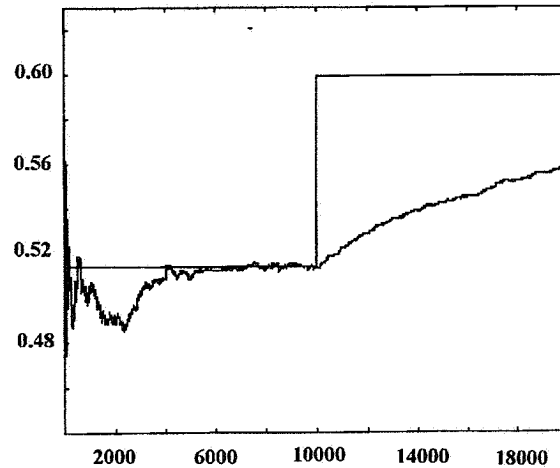
ب - تغییر  $P_1$  اثر چندانی بر همگرایی احتمالات خطای آشکارسازها نداشته است.



الف - همگرایی آهسته  $P_1$



د - بزرگ شده قسمتی از شکل (۳-ج)



ج - همگرایی آهسته  $\gamma^*$  یک شیب ایجاد کرده است.

شکل ۳- همگرایی آهسته کمیتها در شبکه‌ای با سه آشکارساز وقتی که  $P_1$  تغییر کرده است.

می‌کند تا سرعت پاسخ سیستم را افزایش دهیم. معادله (۱۳-ج) نشان می‌دهد که  $\gamma^*$  تابعی از تمام احتمالات موردنظر ( $P_1$ ,  $P_{fi}$  ها و  $P_{mi}$  ها) است، بنابراین هرگونه تغییر در یکی از این احتمالات بر مقدار  $\gamma^*$  و برآوردش  $\hat{\gamma}^*$  اثر می‌گذارد. به عنوان مثال، شکل (۳-ج) نشان‌دهنده تغییر  $\hat{\gamma}^*$  است وقتی که  $P_1$  افزایش یافته است. همان طور که در شکل بزرگ شده (۳-د) دیده می‌شود، تغییر آهسته  $\hat{\gamma}^*$  یک شیب ایجاد کرده است. بنابراین اگر بتوان به نحوی وجود این‌گونه شیبها را در منحنی  $\hat{\gamma}^*$  کشف کرد، در واقع می‌توان پی به

به طوری که در معادله‌های (۲۳) تا (۲۵) مقدار  $k$  مجدداً از ۱ شروع به افزایش کند. به منظور انجام این کار به فرایندی برای کشف تغییرات نیاز است. در ادامه جزئیات این فرایند را توضیح می‌دهیم. شاخص دیگری که باید در نظر گرفته شود، تأثیر ناشی از تغییر یک کمیت بر همگرایی سایر کمیتهاست. شکل (۳-ب) نشان می‌دهد که تغییر  $P_1$  اثر قابل توجهی بر برآورد  $P_{fi}$  ها و  $P_{mi}$  ها ندارد.

در این قسمت، روشی بسیار ساده و ابتکاری برای کشف تغییرات احتمالی در آمارگان ارائه می‌شود. این روش به ما کمک

$$P_{fj} = \frac{P_1 \delta_{ij} + P_0 P_{fi} \gamma_j - \gamma_i \gamma_j}{(P_{fi} - \gamma_i) P_0} \quad (34)$$

$$P_{mj} = 1 - \frac{P_0 \delta_{ij} - \gamma_i \gamma_j + P_1 \gamma_j (1 - P_{mi})}{(1 - \gamma_i - P_{mi}) P_1} \quad (35)$$

معادله‌های بالا رابطه بین احتمالات خطای  $i$  امین آشکارساز  $(P_{fi})$  و  $(P_{mi})$  و احتمالات خطای  $j$  امین آشکارساز  $(P_{mj} + P_{fj})$  را نشان می‌دهند. بنابراین با داشتن برآوردی از مقادیر  $P_{mi}$  و  $P_{fi}$  و استفاده از معادله‌های بالا می‌توان برآوردی از مقادیر  $P_{mj}$  و  $P_{fj}$  را به دست آورد. بر این اساس، یک روش سرراست برای تعمیم الگوریتم ادغام وقتی به شبکه‌ای با بیش از سه آشکارساز را می‌توان به شرح زیر بیان کرد:

از میان  $N$  آشکارساز موجود، سه تا را به طور دلخواه انتخاب کنید، به عنوان مثال ممکن است سه‌تای اولی را انتخاب کنید. استفاده از الگوریتم ارائه شده در بخش‌های قبلی، برآوردی از کمیتهای  $P_1$ ،  $P_{fi}$  و  $P_{mi}$  را برای این سه آشکارساز به دست آورید. حال از میان سه آشکارساز انتخابی یکی را به عنوان مرجع انتخاب کنید. از آنجا که  $P_m$  و  $P_f$  مربوط به این آشکارساز به دست آمده است، می‌توانید از معادله‌های (34) و (35) استفاده و احتمالات خطای سایر آشکارسازها را نیز به دست آورید. بدون از دست دادن عمومیت مسئله فرض کنید آشکارساز ۱ مرجع و آشکارسازهای ۲ و ۳ دیگر آشکارسازهای انتخابی باشند. با توجه به بحث ارائه شده، در فرایند ادغام وقتی  $N$  تصمیم نیاز داریم برآوردی از  $(2N+1)$  احتمال غیرشرطی  $\gamma_i$  ( $i=1, \dots, N$ )،  $\delta_{1j}$  ( $j=2, \dots, N$ )،  $\delta_{23}$  و  $\gamma_*$  را به دست آوریم. برای انجام این کار لازم است از معادله‌های (23) تا (25) استفاده شود.

در ادامه، نتایج حاصل از شبیه‌سازی را مرور می‌کنیم. در این شبیه‌سازی به طور نمونه شبکه‌ای با پنج آشکارساز و با احتمالات زیر در نظر گرفته شده است:

$$P_1=0.6, P_{f1}=0.09, P_{f2}=0.07, P_{f3}=0.05,$$

$$P_{f4}=0.03, P_{f5}=0.02, P_{m1}=0.02,$$

$$P_{m2}=0.04, P_{m3}=0.06, P_{m4}=0.08, P_{m5}=0.09$$

در اینجا نیز تصمیمات دودویی آشکارسازها با توجه به این مقادیر تولید شده‌اند. همچنین مقادیر اولیه  $\hat{\gamma}_i^*$  و  $\hat{\delta}_{ij}^*$  برابر  $0.5$  انتخاب شده است. نتایج در شکل (5) آمده است. در این شکل نحوه

وجود هرگونه تغییری در آمارگان سیستم بُرد. برای انجام این کار از یک شمارنده استفاده می‌کنیم. مقدار کمیت  $\hat{\gamma}_*$  را به صورت متناوب با دوره تناوب  $R$  مشاهده کرده و در صورت وجود افزایش (یا کاهش) در آن نسبت به مقدار مشاهده شده قبلی، به شمارنده اضافه (و یا از آن کم) می‌کنیم. هرگاه قدر مطلق شمارنده از یک سطح آستانه  $T$  بزرگتر شد، وجود یک شیب گزارش می‌شود. تجربیات ما نشان داده است که مقدار مناسب  $R$  و  $T$  بین ۲۵ تا ۳۵ است. جزئیات این الگوریتم را در زیر می‌بینید:

فرایند کشف تغییرات و راه اندازی مجدد برآوردکننده‌ها  
\* قدم اولیه:

شمارنده را صفر کنید. مقادیر مناسب برای  $R$  و  $T$  انتخاب کنید و گامهای زیر را بعد از هر  $R$  دفعه تکرار الگوریتم اصلی (بخش ۳-۱) اجرا کنید.

\* قدمهای اصلی:

الف) اگر مقدار فعلی  $\hat{\gamma}_*$  از مقدار قبلی آن بزرگتر است، شمارنده را افزایش و در صورتی که از مقدار قبلی آن کوچکتر است، شمارنده را کاهش دهید.

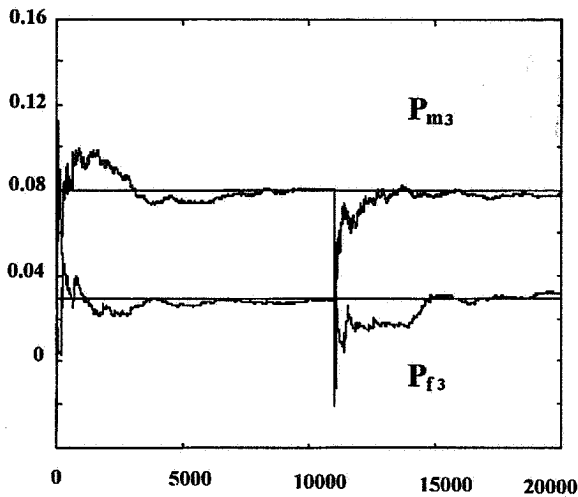
ب) اگر قدر مطلق شمارنده بزرگتر از  $T$  است، وجود تغییرات را گزارش داده و فرایندهای متوسط‌گیری زمانی (۲۳) تا (۲۵) را از نو راه‌اندازی کنید. همچنین شمارنده را صفر کنید.

ج) مقدار فعلی  $\hat{\gamma}_*$  را برای استفاده در دفعات بعدی (به عنوان مقدار قبلی) ذخیره کنید.

شکل (۴) نتایج حاصل از به کارگیری فرایند بالا در شبیه‌سازی قبلی را بر سرعت پاسخ سیستم نشان می‌دهد. در این شبیه‌سازی مقادیر  $K$  و  $T$  برابر ۳۰ انتخاب شده‌اند.

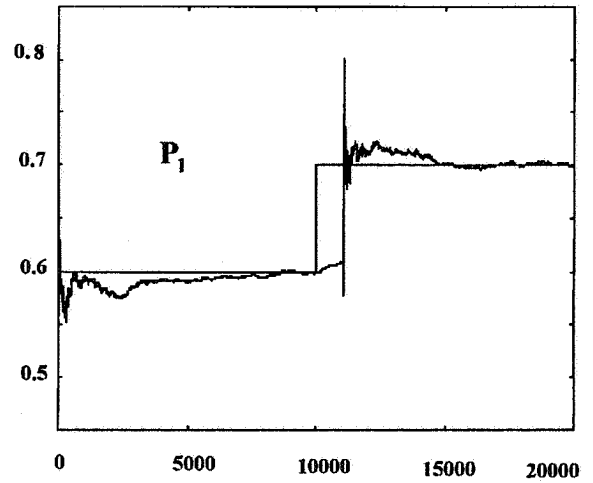
## ۵- تعمیم الگوریتم به حالت کلی

در این بخش، مسئله ادغام وقتی تصمیمات در شبکه‌ای با  $N$  آشکارساز در نظر گرفته می‌شود. در این حالت تعداد کمیتهای نامعلوم،  $(2N+1)$  است:  $P_{mi}$  و  $P_{fi}$  ( $i=1, \dots, N$ ) و  $P_1$ . واضح است که برای به دست آوردن این کمیتهای دست‌کم به  $(2N+1)$  معادله جبری نیاز است. از معادله‌های (۱۳-الف) و (۱۳-ب) داریم:



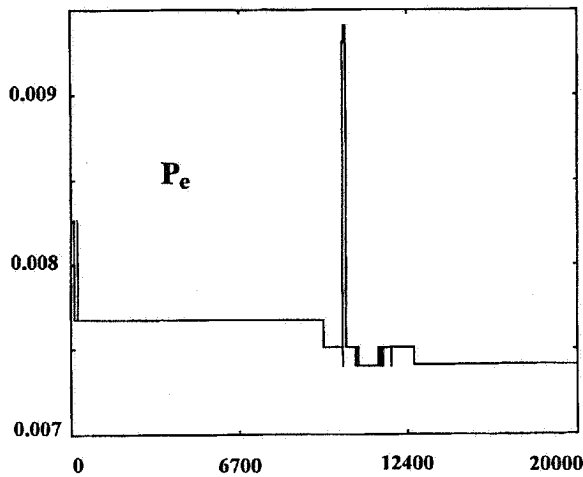
تعداد دفعات تکرار

ب - اثر تغییر  $P_1$  بر همگرایی احتمالات خطای آشکارسازها



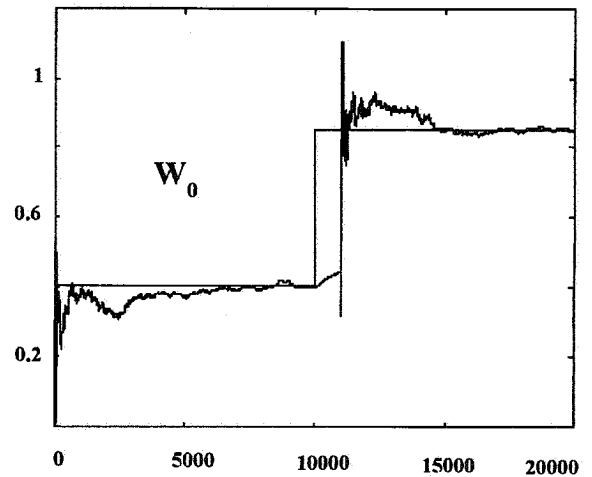
تعداد دفعات تکرار

الف - همگرایی سریع  $P_1$



تعداد دفعات تکرار

د - همگرایی سریع احتمال خطای نهایی



تعداد دفعات تکرار

ج - همگرایی سریع  $W_0$  به عنوان یکی از وزنه‌های مرکز ادغام به طور نمونه

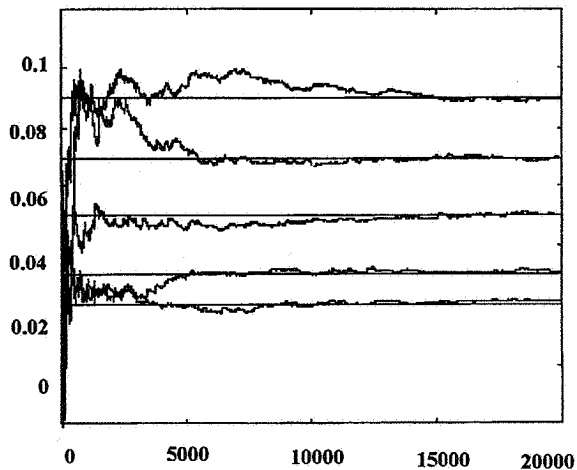
شکل ۴ - افزایش سرعت همگرایی کمیته‌ها در شبکه‌ای با سه آشکارساز با به کارگیری الگوریتم ارائه شده در بخش ۴

بر اساس مشاهده تصمیمات محلی و استفاده از متوسط زمانی آنها برای محاسبه برآوردی از احتمالات موردنظر و به روز کردن وزنه‌های مرکز ادغام ارائه شد. این الگوریتم مبتنی بر یک راه‌حل تحلیلی است و همگرایی مجانبی آن، هم به صورت نظری و هم از طریق شبیه‌سازی اثبات شد. همچنین یک روش ساده برای افزایش سرعت پاسخ به تغییرات پیشنهاد و کارایی آن مورد بررسی قرار گرفت. در این مقاله یکسری فرضیات را پذیرفتیم. می‌توان با حذف برخی از این فرضیات، الگوریتم را به حالت‌های کلی‌تری بسط داد. در

همگرایی  $P_1$ ،  $P_{fi}$  و  $P_{mi}$ ها، وزن  $w_0$  و  $P_e$  را ملاحظه می‌کنید.

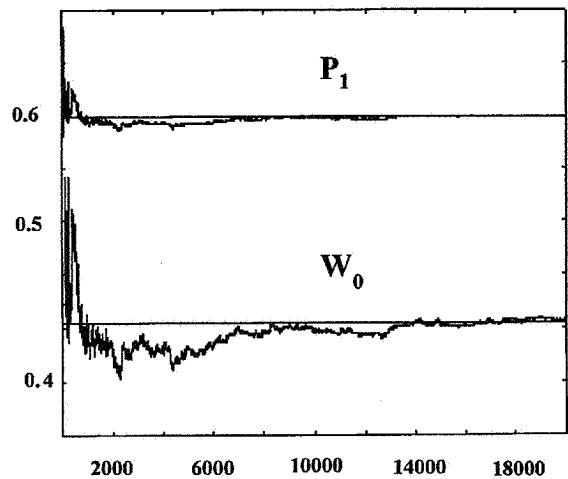
#### ۶- نتیجه‌گیری و پیشنهادات

در یک شبکه آشکارسازی برای تحقق مرکز ادغام بهینه، باید احتمالات خطای آشکارسازها و احتمال پیشین هر یک از فرضیه‌ها معلوم باشند. در عمل ممکن است این مقادیر نامعلوم و یا متغیر باشند. تحت چنین شرایطی و برای رسیدن به کارایی بهینه، استفاده از روشهای وفقی پیشنهاد می‌شود. در این مقاله، یک روش بازگشتی



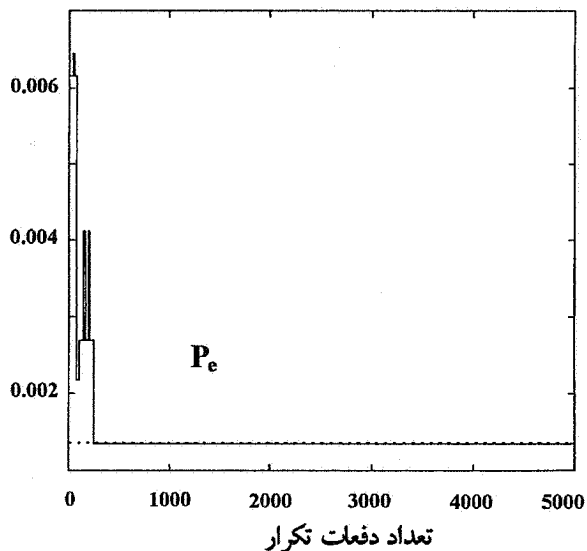
تعداد دفعات تکرار

ب - همگرایی احتمال هشدار غلط آشکارسازها



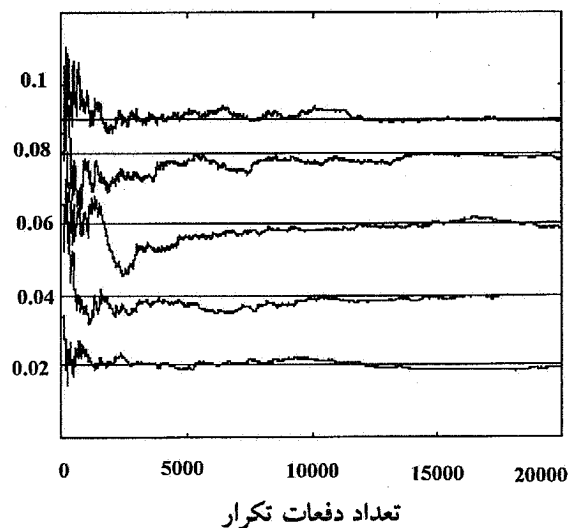
تعداد دفعات تکرار

الف - همگرایی  $P_1$  و  $W_0$



تعداد دفعات تکرار

د - همگرایی احتمال خطای نهایی



تعداد دفعات تکرار

ج - همگرایی احتمال از دست دادن آشکارسازی در آشکارسازها

شکل ۵- همگرایی کمیتهای مورد نظر در شبکه‌ای با پنج آشکارساز و احتمالات مفروض در بخش ۵

کاربردها سودمندند. بسط الگوریتم ارائه شده به معیار بهینگی بیز<sup>۱۷</sup> سراسر است زیرا تنها چیزی که تفاوت می‌کند وزن ثابت  $w_0$  است. می‌توان نشان داد که در این حالت [۲۰]:

$$w_0 = \log \frac{P_1(c_{01} - c_{11})}{P_0(c_{10} - c_{00})} \quad (36)$$

که در آن  $c_{ij}$  مقدار زیان ناشی از تأیید فرضیه  $H_i$  است وقتی که واقعاً فرضیه  $H_j$  برقرار است. به جز این مورد الگوریتم عملاً

زیر فهرستی از پیشنهادات برای توسعه الگوریتم آمده است: (الف) در این مقاله فرض شد که مشاهدات آشکارسازها به طور شرطی مستقل باشند. می‌توان با در نظر گرفتن فرضهای ضعیفتری، الگوریتم را توسعه داد. به عنوان مثال در برخی از کاربردها، مشاهدات به شرط وجود فرضیه  $H_0$  مستقل ولی به شرط وجود  $H_1$  وابسته‌اند [۱۹].

(ب) در این مقاله از معیار بهینگی حداقل احتمال خطا استفاده شد، معیارهای بهینگی دیگری نیز وجود دارند که هر کدام در دسته‌ای از

هیچ‌گونه تفاوت دیگری نمی‌کند. در برخی از سیستمها همچون رادار از معیار بهینگی نیمن-پیرسون<sup>۱۸</sup> استفاده می‌شود. در این حالت سعی می‌شود تا با ثابت نگه داشتن احتمال هشدار غلط در یک حد مطلوب، احتمال از دست دادن آشکارسازی کمینه شود [۲۱]. اصلاح الگوریتم پیشنهادی در این مقاله بر اساس معیار نیمن-پیرسون می‌تواند مورد بررسی قرار گیرد.

ج) در این مقاله فرض شد که آزمون، دوفرضیه‌ای باشد و در نتیجه، تصمیمات دودویی بودند. در برخی از کاربردها ممکن است تصمیمات چندسطحی باشند [۲۲]. روش پیشنهادی را می‌توان به چنین حالتی نیز بسط داد.

د) همان‌طور که قبلاً توضیح داده شد در روش پیشنهادی امکان به دست آوردن برآوردی از نسبت سیگنال به نویز هر آشکارساز و استفاده از آن برای تحقق آشکارسازهای محلی به صورت وقتی وجود دارد. اگرچه در این زمینه دورنما روشن است ولی از نظر

#### واژه نامه

- |                                |                                |                         |
|--------------------------------|--------------------------------|-------------------------|
| 1. missed detection            | 8. update                      | 15. monotone increasing |
| 2. diversity                   | 9. stochastic approximation    | 16. restart             |
| 3. fading                      | 10. in probability convergence | 17. Bayes               |
| 4. estimate                    | 11. consistent                 | 18. Neyman - Pearson    |
| 5. minimum error probability   | 12. unbiased                   | 19. McMaster            |
| 6. Rayleigh fading environment | 13. variance                   |                         |
| 7. gradient search             | 14. stochastic convergence     |                         |

#### مراجع

۱. ناییبی، م. م.، "آشکارسازی اهداف راداری در کلاتر ونویز"، رساله دکتری، دانشگاه تربیت مدرس، ۱۳۷۲.
۲. میرجلیلی، ق.، "آشکارسازی توزیعی اهداف راداری با تثبیت نرخ هشدار غلط"، رساله دکتری، دانشگاه تربیت مدرس، ۱۳۷۸.
۳. میرجلیلی، ق.، عارف، م. ر.، ناییبی، م. م. و کهریزی، م.، "بررسی حساسیت کارایی یک سیستم آشکارسازی توزیعی اهداف راداری به تغییر شرایط طراحی"، مجموعه مقالات ششمین کنفرانس مهندسی برق ایران، جلد چهارم، ص ۱۲۹-۱۳۴، ۱۳۷۷.
4. Varshney, P. K., *Distributed Detection and Data Fusion*, Springer-Verlag, New York, 1996.
5. Viswanathan, R., and Varshney, P. K., "Distributed Detection with Multiple Sensors: Part I - Fundamentals," *Proceedings of the IEEE*, Vol. 85, No. 1, pp. 54-63, 1997.
6. Blum, R. S., Kassam, S. A., and Poor, H. V., "Distributed Detection with Multiple Sensors: Part II - Advanced Topics," *Proceedings of the IEEE*, Vol. 85, No. 1, pp. 64-79, 1997.
7. Chair, Z., and Varshney, P. K., "Optimum Data Fusion in Multiple Sensor Detection Systems," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. 22, No. 1, pp. 98-101, 1986.
8. Srinivasan, R., "Distributed Radar Detection Theory," *IEE Proceedings*, Part F, Vol. 133, No. 1, pp. 55-60, 1986.
9. Helstrom, C. W., "Gradient Algorithm for Quantization Levels in Distributed Detection," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. 31, No. 1, pp. 390-398, 1995.
10. Naim, A., and Kam, M., "On-line Estimation of

تحلیلی جای کار دارد.

ه) با وجودی که در این مقاله تأکید بر شبکه‌های آشکارسازی بود ولی روش پیشنهادی را می‌توان در تمام تصمیم‌گیرهای گروهی به کار برد. لازم به ذکر است که در بسیاری از کاربردها از سیستمهای اقتصادی - اجتماعی گرفته تا سیستمهای رباتیک و خبره، کاربردهای نظامی و ... بحث تصمیم‌گیری گروهی مطرح است.

#### تشکر و قدردانی

قسمتی از این کار در دانشگاه مک مستر<sup>۱۹</sup> کانادا و با استفاده از بورس تحقیقاتی وزارت فرهنگ و آموزش عالی به ثمر رسیده است که بدین وسیله از مسئولین مربوطه قدردانی می‌شود. همچنین از داوران محترم که ما را در بهبود کیفی مقاله یاری دادند، سپاسگزاری می‌شود.

- Probabilities for Distributed Bayesian Detection," *Automatica*, Vol. 10, No. 7, pp. 633-642, 1994.
11. Ansari, N., Hou, E. H., and Chen, J. G., "Adaptive Fusion by Reinforcement Learning for Distributed Detection Systems," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. 32, No. 2, pp. 524-531, 1996.
  12. Ansari, N., Chen, J. G., and Zhang, Y. Z., "Adaptive Decision Fusion for Unequiprobable Sources," *IEE Proceedings*, Part F, Vol. 144, No. 3, pp. 105-111, 1997.
  13. Chen, J. G., and Ansari, N., "Adaptive Fusion of Correlated Local Decisions," *IEEE Transactions on Systems Man Cybernetics*, Vol. 28, No. 2, pp. 276-281, 1998.
  14. Mirjalily, G., Davidson, T. N., and Luo, Z. Q., "Adaptive Decision Fusion for Distributed Detection Systems," *Technical Report*, No. 366, McMaster University, Canada, 1998.
  15. Robbins, H., and Monro, S., "A Stochastic Approximation Method," *Annals of Mathematical Statistics*, Vol. 22, pp. 400-407, 1951.
  16. Papoulis, A., *Probability, Random Variables, and Stochastic Processes*, 3rd ed., p. 210, McGraw-Hill, New York, 1991.
  17. Brockwell, P. J., and Davis, R. A., *Time Series: Theory and Methods*, p. 193, Springer-Verlag, New York, 1987.
  18. Thomopoulos, S. C. A., Viswanathan, R., and Bougoulas, D., "Optimal Distributed Decision Fusion," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. 25, No. 5, pp. 761-765, 1989.
  19. Kam, M., Zhu, Q., and Gray, W. S., "Optimum Data Fusion of Correlated Decisions in Multiple Sensor Systems," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. 28, No. 3, pp. 916-920, 1992.
  20. Hoballah, I. Y., and Varshney, P. K., "Distributed Bayesian Signal Detection," *IEEE Transactions on Information Theory*, Vol. 35, No. 5, pp. 995-1000, 1989.
  21. Thomopoulos, S. C. A., Viswanathan, R., and Bougoulas, D., "Optimal Decision Fusion in Multiple Sensor Systems," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. 23, No. 5, pp. 644-653, 1987.
  22. Lee, C. C., and Chao, J. J., "Optimum Local Decision Space Partitioning for Distributed Detection," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. 25, No. 4, pp. 536-544, 1989.