

# قوانین تصمیم‌گیری محلی بهینه در یک سیستم آشکارسازی توزیعی با مشاهدات وابسته

قاسم میرجلیلی<sup>\*</sup>، هاله حسینی<sup>\*\*</sup> و عباس شیخی<sup>\*</sup>

دانشکده مهندسی برق، دانشگاه یزد

دانشکده مهندسی برق، دانشگاه شیراز

(دریافت مقاله: ۸۳/۶/۱ - دریافت نسخه نهایی: ۸۵/۸/۱۳)

**چکیده** - نظریه آشکارسازی توزیعی و استفاده از شبکه‌های آشکارسازی به عنوان یکی از مسائل مهم تحقیقاتی به شمار می‌آید. در اکثر کارهای قبلی، نتایج با فرض استقلال شرطی مشاهدات به دست آمده است. در این مقاله، مسئله آشکارسازی توزیعی با ساختار موازی و تصمیمات محلی تک بیتی با فرض عدم استقلال مشاهدات از یکدیگر، مورد بررسی قرار می‌گیرد و روشهای عددی برای رسیدن به قوانین تصمیم‌گیری محلی بهینه براساس معیار نیمن-پیرسون ارائه می‌شود. روش کار بدین نحو است که ابتدا برای شبکه آشکارسازی موازی هنگامی که قاعده ادغام ثابت است، مجموعه‌ای از شرایط لازم برای بهینگی قواعد تصمیم‌گیری محلی به دست آمده و سپس یک الگوریتم برای محاسبه این قوانین ارائه خواهد شد. در پایان به کمک شبیه‌سازی، کارایی این الگوریتم ارزیابی می‌شود.

واژگان کلیدی: آشکارسازی توزیعی، شبکه‌های آشکارسازی، مشاهدات وابسته، تصمیم‌گیری بهینه، معیار نیمن - پیرسون

## Optimum Local Decision Rules in a Distributed Detection System with Dependent Observations

G. Mirjalily, H. Hossieni, and A. Sheikhi

Electrical Engineering Department, Yazd University  
Electrical Engineering Department, Shiraz University

**Abstract:** *The theory of distributed detection is receiving a lot of attention. A common assumption used in previous studies is the conditional independence of the observations. In this paper, the optimization of local decision rules for distributed detection networks with correlated observations is considered. We focus on presenting the detection theory for parallel distributed detection networks with fixed fusion rules to develop a numeric algorithm based on Neyman-Pearson criterion. Simulation results are*

\*\* - کارشناس ارشد

\* - استادیار

presented to demonstrate the efficiency and convergence properties of the algorithm.

**Keywords:** Distributed Detection, Detection Networks, Dependent observations, Optimum Decision making, Neyman – Pearson criterion

## ۱- مقدمه

یکی از روشهای مؤثر برای بهبود کارایی و افزایش قابلیت اطمینان سیستمهای مراقبت مثل رادار و سونار، این است که به جای یک گیرنده از چندین گیرنده متصل به هم که در ناحیه موردنظر پخش شده‌اند، استفاده می‌شود. در این سیستم اگر چه گیرنده‌ها هر کدام به طور مستقل عمل می‌کنند، ولی به گونه‌ای طراحی می‌شوند تا کارایی کل سیستم بهینه شود. نحوه اتصال گیرنده‌ها به یکدیگر، بسته به کاربرد متفاوت است. در متداولترین آرایش که «شبکه آشکارسازی موازی» نام دارد، خروجی همه گیرنده‌ها به یک پردازنده مرکزی (مرکز ادغام) متصل می‌شود، شکل (۱).

حالت ایدئال وقتی است که مشاهدات دریافتی توسط گیرنده‌ها مستقیماً به مرکز ادغام ارسال شده و در آنجا با توجه مشاهدات دریافتی، آشکارسازی انجام شود. به این شیوه ادغام مشاهدات، «آشکار سازی متمرکز»<sup>۲</sup> گویند. به عبارت دیگر آشکار سازی متمرکز به حالتی اطلاق می‌شود که در آن گیرنده‌ها فقط وظیفه جمع آوری و ارسال مشاهدات را به عهده دارند و قسمت عمده عملیات آشکار سازی در مرکز ادغام صورت می‌گیرد. در این روش برای ارسال مشاهدات، نیاز به کانالهایی با پهنای باند خیلی زیاد است که در خیلی از موارد عملی، در دسترس نبوده و یا مقرون به صرفه نیست. علاوه بر این، مسئله خطای کانالهای رابط در بعضی از کاربردها، به دلیل مسائل امنیتی می‌تواند مشکل ساز باشد. برای غلبه بر این مشکلات، بحث «آشکار سازی توزیعی»<sup>۳</sup> مطرح شد. در این روش، هر گیرنده با توجه به مشاهده دریافتی، یک تصمیم دودویی تولید و آن را به مرکز ادغام ارسال می‌کند و مرکز ادغام مسئول تصمیم‌گیری نهایی در مورد وجود و یا عدم وجود سیگنال هدف است [۱، ۲].

از امتیازات شبکه‌های آشکار سازی می‌توان به مواردی از قبیل: افزایش قابلیت اطمینان، افزایش قابلیت انعطاف، افزایش

سرعت آشکارسازی، افزایش منطقه تحت پوشش و مقاوم شدن سیستم در مقابل محوشدگی هدف اشاره کرد.

اینک نگاهی گذرا به سابقه فعالیت‌های تحقیقاتی در زمینه آشکار سازی توزیعی خواهیم داشت. پس از مطرح شدن مسئله آشکار سازی توزیعی در اوایل دهه نود، این بحث به عنوان یکی از مهمترین مسائل تحقیقاتی مورد توجه فراوان قرار گرفت. در سالهای ۱۹۸۶ و ۱۹۸۷ تحقیقات به نتایج قابل قبولی رسید و در این سالها تعداد زیادی مقاله در این زمینه منتشر شد [۳-۷]. اوج تحقیقات مربوط به سالهای ۱۹۹۰ تا ۲۰۰۰ است. به طوری که بیشترین و مهمترین مقالات منتشر شده در زمینه آشکار سازی توزیعی مربوط به این دوره است. در این دوره، اکثر روشهای آشکار سازی سنتی (همچون روشهای نا پارامتری، مقاوم، وفقی و ترتیبی) به حالت توزیعی بسط داده شد [۸-۲۰].

فرض مشترکی که در همه تحقیقات نامبرده وجود دارد، استقلال مشاهدات آشکارسازهاست که ممکن است در همه موارد معقول نباشد. به عنوان مثال، اگر گیرنده‌ها به هم نزدیک باشند، نویز در گیرنده‌ها به هم وابسته است [۲۱]. اگرچه کارهایی در زمینه آشکار سازی توزیعی با فرض وابسته بودن مشاهدات صورت گرفته، اما اغلب آنها فقط در شرایط مجانبی انجام شده است [۲۱-۲۴]. در این مقاله، مسئله آشکار سازی توزیعی با این فرض که مشاهدات گیرنده‌ها به هم وابسته باشند، به طور اصولی مورد بررسی قرار گرفته و الگوریتمهای عددی مناسبی برای تحقق شبکه بهینه ارائه خواهد شد.

## ۲- مدل سیستم

در شبکه مورد نظر، شکل (۱)، مدل مشاهدات به صورت زیر است:

$$\begin{aligned} H_0 : y_i &= n_i \\ H_1 : y_i &= S_i + n_i \end{aligned} \quad , i = 1, \dots, N \quad (1)$$

که  $y_i \in R_i^{di}$  مشاهده گیرنده  $i$ ام و  $N$  تعداد گیرنده‌هاست.

در رابطه فوق،  $\text{mod}(A,2)$  باقی مانده تقسیم  $A/2$  و  $u_i = \text{mod}(\frac{n-1}{2^{i-1}}, 2)$  بیت  $n$ ام از  $n$  است.  $n$  امین جزء  $Q_n$  ( $1 \leq n \leq 2^N$ ) به صورت زیر است:

$$Q_n = Q(u_1, \dots, u_N), \quad n = \sum_{i=1}^N u_i 2^{i-1} + 1 \quad (4)$$

در نظر بگیرید که  $S_0, S_1$  دو مجموعه از  $n$  باشد، به نحوی که:

$$S_0 = \{n : Q_n = 0\}, \quad 1 \leq n \leq 2^N \quad (5)$$

$$S_1 = \{n : Q_n = 1\}, \quad 1 \leq n \leq 2^N$$

اگر مجموعه  $S_0$  داده شده و معلوم باشد، به این معنی است که قاعده ادغام  $Q(u_1, \dots, u_N)$  را معلوم و ثابت فرض کرده ایم. به ازای هر  $n$  متعلق به مجموعه  $S_0$ ،  $n$  امین ترکیب اساسی که به تصمیم گیری  $H_0$  منجر می شود، به دست می آید.

اگر  $\Omega_{\text{dis}}$  ناحیه ای از فضای مشاهدات باشد که منجر به تصمیم گیری  $H_0$  می شود، واضح است که:

$$\Omega_{\text{dis}} = \{(y_1, \dots, y_N) : Q_n = 0, n \in S_0\} = \bigcup_{n \in S_0} \Omega_n \quad (6)$$

در این رابطه  $\Omega_n$  ناحیه  $n$  امین ترکیب  $Q$  است:

$$\Omega_n = \left\{ (y_1, \dots, y_N) : u_i = \text{mod}\left(\frac{n-1}{2^{i-1}}, 2\right), Q(u_1, \dots, u_N) = Q_n, i=1, \dots, N \right\} \quad (7)$$

و داریم:

$$\Omega_m \cap \Omega_n = \emptyset, \quad m \neq n, \quad \forall 1 \leq m, n \leq 2^N \quad (8)$$

اگر تابع  $\Phi$  به صورت زیر تعریف شود:

$$\Phi(g_i(y_i), u_i) = \left(\frac{1}{2} - u_i\right) g_i(y_i) \quad (9)$$

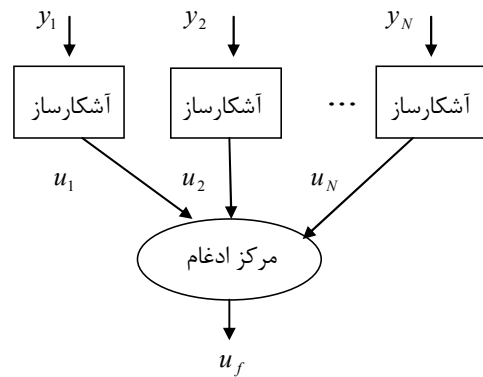
خواهیم داشت:

$$\Omega_n = \{(y_1, \dots, y_N) : \Phi(g_1, u_1) \leq 0, \dots, \Phi(g_N, u_N) \leq 0\} \quad (10)$$

از طرف دیگر، اگر ناحیه  $\Omega_{n/i}$  به صورت زیر تعریف شود:

$$\Omega_{n/i} = \{(y_1, \dots, y_{i-1}, y_{i+1}, \dots, y_N) : \Phi(g_1, u_1) \leq 0, \dots, \Phi(g_{i-1}, u_{i-1}) \leq 0, \Phi(g_{i+1}, u_{i+1}) \leq 0, \dots, \Phi(g_N, u_N) \leq 0\} \quad (11)$$

می توان مجموعه  $\Omega_n$  را در دو حالت مختلف  $u_i$  بررسی نمود:



شکل ۱- شبکه آشکارسازی موازی

$R_i^{di}$  فضای مشاهدات گیرنده  $n$ ام و  $di$  بعد فضا است که در این مقاله،  $di=1$  انتخاب می شود. اگر  $g_i(y_i)$  تابع تصمیم گیری محلی گیرنده  $n$ ام و تابعی از مشاهدات آن گیرنده باشد، تصمیم محلی گیرنده  $n$ ام به صورت زیر به دست می آید:

$$U_i = \begin{cases} 0 & \text{sensor } i \text{ decides } H_0, \text{ if } g_i(y_i) \leq 0 \\ 1 & \text{sensor } i \text{ decides } H_1, \text{ if } g_i(y_i) > 0 \end{cases} \quad (2)$$

در شبکه آشکارسازی موازی، مرکز ادغام برای تصمیم گیری نهایی از قاعده ادغام  $Q(u_1, \dots, u_N)$  پیروی می کند. قاعده ادغام یک تابع بولی است. هنگامی که  $Q(u_1, \dots, u_N)$  برابر با صفر شود، منجر به تصمیم گیری  $H_0$  و در غیر این صورت  $H_1$  خواهد شد.

مجموعه مشاهدات  $Y = \{y_1, \dots, y_N\}$  توسط قاعده تصمیم گیری  $g_i(y_i)$  به مجموعه تصمیمات محلی  $\{u_1, u_2, \dots, u_N\}$  که در آن  $u_i \in \{0, 1\}$ ،  $i=1, \dots, N$ ، نگاشت می شود. ترکیب تصمیمات محلی  $u_i$  ( $i=1, \dots, N$ ) تعداد  $2^N$  حالت مختلف را نتیجه می دهد،

$$Q(u_1, \dots, u_N) = \begin{cases} Q_1, & \text{when } u_1 = u_2 = \dots = u_N = 0 \\ \dots \\ Q_n, & \text{when } u_i = \text{mod}\left(\frac{n-1}{2^{i-1}}, 2\right), i=1, \dots, N \\ \dots \\ Q_{2^N}, & \text{when } u_1 = u_2 = \dots = u_N = 1 \end{cases} \quad (3)$$

$$\begin{aligned}
& F(g_1, \dots, g_N; Q) \\
&= \gamma + \int_{(y_1, \dots, y_N) \in \Omega_{dis}} f(y_1, \dots, y_N) dy_1 \dots dy_N \\
&= \gamma + \left( \int_{\bigcup_{n \in S_{0,1,i}} \Omega_n} + \int_{\bigcup_{n \in S_{0,2,i}} \Omega_n} \right) f(y_1, \dots, y_N) dy_1 \dots dy_N \\
&= \gamma + \left( \int_{g_i(y_i) \leq 0} \int_{\bigcup_{n \in S_{0,1,i}} \Omega_{n/i}} + \right. \\
&\quad \left. \int_{g_i(y_i) > 0} \int_{\bigcup_{n \in S_{0,2,i}} \Omega_{n/i}} \right) f(y_1, \dots, y_N) dy_1 \dots dy_N \\
&= \gamma + \left( \int_{g_i(y_i) \leq 0} \int_{\bigcup_{n \in S_{0,1,i}} \Omega_{n/i}} - \int_{g_i(y_i) \leq 0} \int_{\bigcup_{n \in S_{0,2,i}} \Omega_{n/i}} + \right. \\
&\quad \left. \int_{y_i \in R_i^{di}} \int_{\bigcup_{n \in S_{0,2,i}} \Omega_{n/i}} \right) f(y_1, \dots, y_N) dy_1 \dots dy_N \\
&= \gamma + \int_{g_i(y_i) \leq 0} \left( \int_{\bigcup_{n \in S_{0,1,i}} \Omega_{n/i}} - \int_{\bigcup_{n \in S_{0,2,i}} \Omega_{n/i}} \right) f(y_1, \dots, y_N) dy_1 \dots dy_N + \\
&\quad \int_{y_i \in R_i^{di}} \int_{\bigcup_{n \in S_{0,2,i}} \Omega_{n/i}} f(y_1, \dots, y_N) dy_1 \dots dy_N \tag{19}
\end{aligned}$$

در روابط فوق  $\gamma$  را معادل با  $\lambda(1-\alpha)$  قرار داده‌ایم. با توجه به این رابطه، می‌توان نشان داد که مجموعه قوانین تصمیم‌گیری محلی  $(g_1, \dots, g_N)$  که تابع  $F$  در رابطه (۱۹) را کمینه می‌کند، مجموعه‌ای مانند  $(\bar{g}_1, \dots, \bar{g}_N)$  خواهد بود که:

$$\bar{g}_i(y_i) = \left( \int_{\bigcup_{n \in S_{0,1,i}} \Omega_{n/i}(\bar{g}_1, \dots, \bar{g}_{i-1}, \bar{g}_{i+1}, \dots, \bar{g}_N)} - \int_{\bigcup_{n \in S_{0,2,i}} \Omega_{n/i}(\bar{g}_1, \dots, \bar{g}_{i-1}, \bar{g}_{i+1}, \dots, \bar{g}_N)} \right) \tag{20}$$

$$f(y_1, \dots, y_N) dy_1 \dots dy_{i-1} dy_{i+1} \dots dy_N, \forall 1 \leq i \leq N$$

اثبات این رابطه در بخش پیوست آمده است. قضیه بالا شرط لازم بهینگی را، برای حالتی که قاعده ادغام  $Q(u_1, \dots, u_N)$  را به کار می‌بریم، بیان می‌کند. در حالت خاص اگر نگاشت  $\Gamma_Q$  را به صورت زیر تعریف کنیم:

$$\Gamma_Q(g_1, \dots, g_N) = \left[ \begin{aligned} & \left( \int_{\bigcup_{n \in S_{0,1,1}} \Omega_{n/1}} - \int_{\bigcup_{n \in S_{0,2,1}} \Omega_{n/1}} \right) f(y_1, \dots, y_N) dy_2 \dots dy_i \dots dy_N \\ & \left( \int_{\bigcup_{n \in S_{0,1,2}} \Omega_{n/2}} - \int_{\bigcup_{n \in S_{0,2,2}} \Omega_{n/2}} \right) f(y_1, \dots, y_N) dy_1 dy_3 \dots dy_i \dots dy_N \\ & \left( \int_{\bigcup_{n \in S_{0,1,i}} \Omega_{n/i}} - \int_{\bigcup_{n \in S_{0,2,i}} \Omega_{n/i}} \right) f(y_1, \dots, y_N) dy_1 \dots dy_{i-1} dy_{i+1} \dots dy_N \\ & \left( \int_{\bigcup_{n \in S_{0,1,N}} \Omega_{n/N}} - \int_{\bigcup_{n \in S_{0,2,N}} \Omega_{n/N}} \right) f(y_1, \dots, y_N) dy_1 dy_2 \dots dy_i \dots dy_{N-1} \end{aligned} \right] \tag{21}$$

آن گاه هر مجموعه از قوانین تصمیم‌گیری محلی بهینه معادل

$$\Omega_n = \{y_i : \Phi(g_i, 0) \leq 0\} \times \Omega_{n/i}, \text{ if } u_i = 0, 1 \leq i \leq N \tag{12}$$

و

$$\Omega_n = \{y_i : \Phi(g_i, 1) \leq 0\} \times \Omega_{n/i}, \text{ if } u_i = 1, 1 \leq i \leq N \tag{13}$$

با جای گذاری دو رابطه اخیر در رابطه (۶) می‌توان نوشت:

$$\begin{aligned}
\Omega_{dis} &= \bigcup_{n \in S_0} \Omega_n = \left( \bigcup_{n \in S_{0,1,i}} \Omega_n \right) \cup \left( \bigcup_{n \in S_{0,2,i}} \Omega_n \right) = \\
& \left( \{y_i : \Phi(g_i, 0) \leq 0\} \times \bigcup_{n \in S_{0,1,i}} \Omega_{n/i} \right) \cup \left( \{y_i : \Phi(g_i, 1) \leq 0\} \times \bigcup_{n \in S_{0,2,i}} \Omega_{n/i} \right) \tag{14}
\end{aligned}$$

در این رابطه،  $S_{0,1,i}$ ،  $S_{0,2,i}$  دو زیر مجموعه  $S_0$  هستند.  $S_{0,1,i}$  مجموعه‌هایی است که متعلق به  $S_0$  بوده و  $u_i=0$

$$S_{0,1,i} = \{n : n \in S_0, u_i = 0\} \tag{15}$$

به طور مشابه،  $S_{0,2,i}$  مجموعه‌هایی است که متعلق به  $S_0$  بوده و  $u_i = 1$  است.

$$S_{0,2,i} = \{n : n \in S_0, u_i = 1\} \tag{16}$$

### ۳- قواعد تصمیم‌گیری محلی بهینه با قاعده ادغام ثابت

قاعده تصمیم‌گیری محلی بهینه به گونه‌ای انتخاب می‌شود که تابع  $F$  مربوط به معیار نیمن-پیرسون حداقل شود [۳]:

$$\begin{aligned}
F(g_1, \dots, g_N; Q) &= \lambda(1-\alpha) + \\
& \int_{\Omega_{dis}} P(y_1, \dots, y_N / H_1) - \lambda P(y_1, \dots, y_N / H_0) dy_1 \dots dy_N \tag{17}
\end{aligned}$$

که در آن  $\alpha$  نرخ هشدار غلط مطلوب و  $\lambda$  ضریب لاگرانژ است. همچنین  $Q$  تابع ادغام بولی و  $u_i$ ها تصمیمات محلی هستند:

$$F(g_1, \dots, g_N; Q) = \lambda(1-\alpha) + \int_{(y_1, \dots, y_N) : Q(u_1, \dots, u_N) = 0} f(y_1, \dots, y_N) dy_1 \dots dy_N \tag{18}$$

کـــــه در ایـــــن رابـــــط

$$f(y_1, \dots, y_N) = P(y_1, \dots, y_N / H_1) - \lambda P(y_1, \dots, y_N / H_0)$$

توجه به روابط قبلی می‌توان نوشت:

حال تابع F از رابطه (۱۹) به صورت زیر تقریب زده می شود:

$$F(Z_1, \dots, Z_i, \dots, Z_N; Q) = \gamma + \sum_{n \in S_0} \left( \sum_{\{t_i: Z_{it_i} = u_1\}} \dots \sum_{\{t_i: Z_{it_i} = u_i\}} \dots \sum_{\{t_N: Z_{Nt_N} = u_N\}} f(y_{1t_1}, \dots, y_{Nt_N}) \Delta y_1 \dots \Delta y_i \dots \Delta y_N \right)$$

که در آن:  $t_i = 1, \dots, T_i$  ,  $i = 1, \dots, N$

با توجه به تعریف  $\Omega_n$  می توان نوشت:

$$F(Z_1, \dots, Z_i, \dots, Z_N; Q) = \gamma + \sum_{n \in S_0} \left( \sum_{\{t_i: Z_{it_i} = \text{mod}\left(\frac{n-1}{2^0}, 2\right)\}} \dots \sum_{\{t_i: Z_{it_i} = \text{mod}\left(\frac{n-1}{2^{(i-1)}}, 2\right)\}} \dots \sum_{\{t_N: Z_{Nt_N} = \text{mod}\left(\frac{n-1}{2^{(N-1)}}, 2\right)\}} f(y_{1t_1}, \dots, y_{Nt_N}) \Delta y_1 \dots \Delta y_i \dots \Delta y_N \right)$$

$$= \gamma + \sum_{n \in S_0} \left( \sum_{t_1} \dots \sum_{t_i} \dots \sum_{t_N} \prod_{i=1}^N \left( 1 - \left| \text{mod}\left(\frac{n-1}{2^{(i-1)}}, 2\right) - Z_{it_i} \right| \right) f(y_{1t_1}, \dots, y_{Nt_N}) \Delta y_1 \dots \Delta y_i \dots \Delta y_N \right)$$

(۲۸)

بنابراین رابطه (۲۵) را می توان به صورت زیر نوشت:

$$g_{it_i}^{(j+1)} = \left( \sum_{n \in S_{01,i}} - \sum_{n \in S_{02,i}} \right) \left( \sum_{t_1} \dots \sum_{t_{i-1}} \sum_{t_{i+1}} \dots \sum_{t_N} \prod_{L=1}^{i-1} \left( 1 - \left| \text{mod}\left(\frac{n-1}{2^{(L-1)}}, 2\right) - Z_{Lt_L}^{(j)} \right| \right) \prod_{L=i+1}^N \left( 1 - \left| \text{mod}\left(\frac{n-1}{2^{(L-1)}}, 2\right) - Z_{Lt_L}^{(j)} \right| \right) f(y_{1t_1}, \dots, y_{Nt_N}) \Delta y_1 \dots \Delta y_{i-1} \Delta y_{i+1} \dots \Delta y_N \right)$$

(۲۹)

دلیل اصلی جایگزینی قوانین تصمیم گیری محلی  $Z_{it_i}$  گسسته به جای  $g_{it_i}$ ، محاسبات ساده تر است. قواعد تصمیم گیری  $Z_{it_i}$  و  $g_{it_i}$  هر دو ناحیه تصمیم گیری یکسان دارد. لازم به توضیح است که فرایند تکراری (۲۹) هنگامی متوقف می شود که:

$$Z_{it_i}^{(j+1)} = Z_{it_i}^{(j)} , t_i = 1, \dots, T_i , i = 1, \dots, N \quad (۳۰)$$

برای هر مقدار مثبت  $\Delta y_i$  که  $1 \leq i \leq N$  و انتخاب اولیه  $(Z_i^{(0)}, i = 1, \dots, N)$ ، رابطه (۲۹) بعد از تعداد معینی تکرار به مجموعه ای از  $Z_i^{(j)}$  ها که رابطه (۳۰) را برآورده می کنند، ختم می شود [۲۶].

حل تعدادی از معادلات انتگرالی به شکل رابطه (۲۰) هستند. بنابراین مسئله آشکارسازی توزیعی بهینه اساساً به پیدا کردن یک مجموعه بهینه  $(g_1, \dots, g_N)$  که معادلات انتگرالی را برآورده کنند، کاهش می یابد. در بخش بعد یک فرایند تکراری برای حل این معادلات ارائه می شود.

#### ۴- ارائه الگوریتم

اجازه دهید که قاعده تصمیم گیری محلی در زامین مرتبه تکرار الگوریتم را  $(g_1^{(j)}, \dots, g_N^{(j)})$  و مجموعه اولیه آن را  $(g_1^{(0)}, \dots, g_N^{(0)})$  بنامیم. فرض کنید  $Q(u_1, \dots, u_N)$  به عنوان قاعده ادغام در نظر گرفته شود. حال می توان یک الگوریتم تکراری با استفاده از  $\Gamma_Q$  و فرایند تکرار گوس-سایدل<sup>۴</sup> [۲۶] ارائه داد:

$$(g_1^{(j+1)}, \dots, g_{N-1}^{(j+1)}, g_N^{(j+1)}) = \Gamma_Q(g_1^{(j)}, \dots, g_{N-1}^{(j)}, g_N^{(j)}), \forall j = 0, 1, 2, \dots \quad (۲۲)$$

بدین صورت که:

$$g_i^{(j+1)}(y_i) = \left( \int_{\Omega_{n/i}} - \int_{\Omega_{n/i}} \right) f(y_1, \dots, y_N) dy_1 \dots dy_{i-1} dy_{i+1} \dots dy_N$$

$i = 1, \dots, N$  ,  $j = 0, 1, 2, \dots$  (۲۳)

برای سهولت در پیاده سازی محاسبات رایانه ای فرایند فوق، متغیرهای  $y$  را در فضای  $R_i^{di}$  به صورت گسسته در می آوریم:

$$\{y_{i1}, y_{i2}, \dots, y_{iT_i}\}, i = 1, \dots, N \quad (۲۴)$$

بر این اساس، رابطه (۲۳) را به صورت زیر می توان نوشت:

$$g_{it_i}^{(j+1)} = \left( \sum_{n \in S_{01,i}} - \sum_{n \in S_{02,i}} \right) f(y_{1t_1}, \dots, y_{Nt_N}) \Delta y_1 \dots \Delta y_{i-1} \Delta y_{i+1} \dots \Delta y_N$$

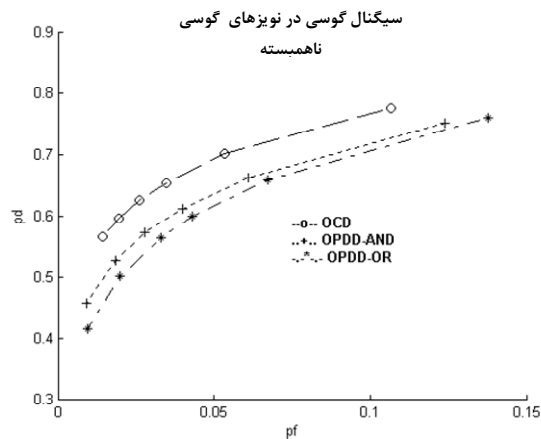
$$t_i = 1, \dots, T_i, i = 1, \dots, N, \forall j = 0, 1, 2, \dots \quad (۲۵)$$

در ادامه برای ساده سازی روابط، قوانین تصمیم گیری محلی را نیز به صورت گسسته در می آوریم:

$$Z_{it_i} = I(g_i(y_{it_i})) , t_i = 1, \dots, T_i , i = 1, \dots, N \quad (۲۶)$$

که در آن:

$$I(x) = \begin{cases} 0 & , x \leq 0 \\ 1 & , x > 0 \end{cases} \quad (۲۷)$$



شکل ۲- الف) نتایج شبیه سازی برای شبکه‌ای با دو گیرنده (نویزها گوسی و ناهمبسته و سیگنال تصادفی گوسی)

## ۵- نتایج شبیه سازی

در این بخش، نتایج شبیه سازی که نمایانگر کارایی الگوریتم پیشنهادی است، ارائه می‌شود. بدین منظور، چند مثال عددی را بررسی کرده، به مقایسه عملکرد شبکه‌های مذکور در دو حالت آشکارسازی متمرکز (حالت ایدئال) و آشکارسازی توزیعی (با قوانین تصمیم‌گیری محلی بهینه)، می‌پردازیم.

به عنوان اولین نمونه، یک شبکه آشکارسازی موازی با دو گیرنده را در نظر بگیرید. فرض کنید مشاهدات شامل سیگنال تصادفی گوسی با میانگین ۲ و واریانس ۱ باشد و نویزهای دو گیرنده، گوسی ناهمبسته با میانگین صفر و واریانس  $\sigma_{n_1}^2 = 2$  و  $\sigma_{n_2}^2 = 1$  باشد. بنابراین مشاهدات تحت فرضیه  $H_0$  مستقل‌اند و تابع چگالی احتمال توأم مشاهدات تحت فرضیه  $H_0$  و  $H_1$  به این ترتیب است:

$$p(y_1, y_2 | H_0) = N(\mu_0, C_0)$$

$$p(y_1, y_2 | H_1) = N(\mu_1, C_1)$$

که در آن  $C_1$  ماتریس کواریانس تحت فرضیه  $H_1$  و  $C_0$  ماتریس کواریانس تحت فرضیه  $H_0$  است:

$$\mu_1 = [2, 2], \mu_0 = [0, 0], C_1 = [3, 1; 1, 2], C_0 = [2, 0; 0, 1]$$

در شکل (۲-الف) به مقایسه عملکرد این شبکه در حالتی

که قوانین تصمیم‌گیری محلی بهینه (OPDD) با استفاده از الگوریتم پیشنهادی به کار رفته باشد، می‌پردازیم. در این شبیه سازی از قواعد ادغام AND و OR استفاده شده است. همان‌طور

که مشاهده می‌شود قاعده ادغام AND بهتر از قاعده ادغام OR عمل کرده و به نمودار OCD<sup>۶</sup> نزدیکتر است.

در روش آشکارسازی متمرکز، هر یک از گیرنده‌ها مشاهدات دریافتی خود را از طریق خطوط ارتباطی به مرکز ادغام ارسال می‌کنند و در آنجا بر اساس داده‌های رسیده، تصمیم نهایی در مورد وجود و یا عدم وجود هدف گرفته می‌شود. بردار مشاهدات توأم  $Y = (y_1, \dots, y_N)$  توسط یک قاعده تصمیم‌گیری  $g(y_1, \dots, y_N)$  به تصمیم‌گیری نهایی  $u_f$  منجر می‌شود:

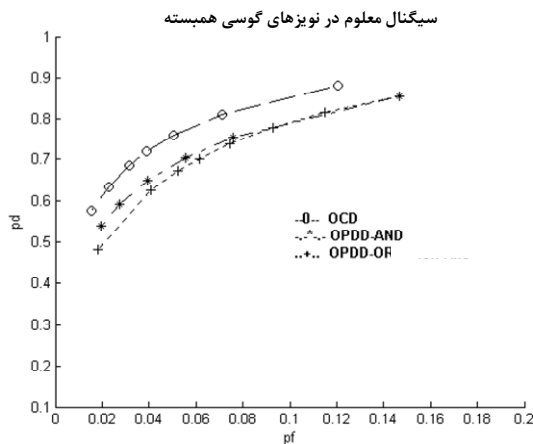
$$u_f = \begin{cases} 0 & \text{if } g(Y) \leq 0 \\ 1 & \text{if } g(Y) > 0 \end{cases} \quad (31)$$

می‌توان نشان داد که قاعده تصمیم‌گیری بهینه برای آشکارسازی متمرکز به نسبت درست‌نمایی ختم می‌شود و اگر ناحیه‌ای از مشاهدات را که منجر به تصمیم‌گیری  $H_0$  می‌شود،  $\Omega_{Cent}$  بنامیم، خواهیم داشت [۸]:

$$\Omega_{Cent} = \left\{ (y_1, \dots, y_N) : \frac{P(y_1, \dots, y_N / H_1)}{P(y_1, \dots, y_N / H_0)} \leq \theta \right\} \quad (32)$$

که در رابطه فوق  $\theta$  سطح آستانه است که با توجه به احتمال هشدار غلط مطلوب مشخص می‌شود.

در ادامه به مقایسه عملکرد شبکه مذکور در حالتی که قوانین تصمیم‌گیری محلی بهینه و قوانین تصمیم‌گیری محلی نسبت درست‌نمایی (LRT<sup>۷</sup>) باشد، می‌پردازیم (حالت شبه بهینه). اگر

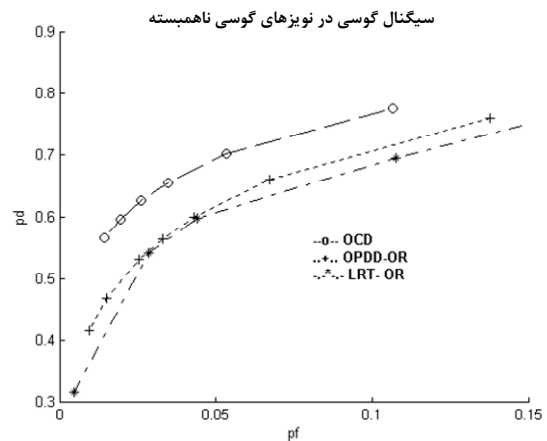


شکل ۳- نتایج شبیه سازی برای شبکه ای با دو گیرنده (نویزها گوسی و همبسته و سیگنال معلوم)

در شکل (۳)، نتایج شبیه سازی را می بینید. همان طور که مشاهده می شود در این حالت نیز قاعده ادغام AND بهتر از قاعده ادغام OR عمل کرده و به نمودار OCD نزدیکتر است. در اینجا، ضریب همبستگی برابر با ۰/۱ انتخاب شده است. حال به بررسی همین شبکه آشکارسازی به ازای ضریب همبستگی  $\rho$  متفاوت برای نویزها می پردازیم. در شکلهای (۴) و (۵)، مقادیر مختلفی برای ضریب همبستگی انتخاب شده است. شکلهای نشان می دهند که با کاهش ضریب همبستگی، عملکرد بهبود می یابد.

### ۶- نتیجه گیری و پیشنهادات

در این مقاله، ضمن بررسی مسئله آشکارسازی توزیعی با ساختار موازی و با فرض عدم استقلال مشاهدات از یکدیگر، یک الگوریتم عددی برای رسیدن به قوانین تصمیم گیری محلی بهینه براساس معیار نیمین-پیرسون ارائه شد و سپس به کمک شبیه سازی و با ارائه چندین مثال، کارایی این الگوریتم ارزیابی شد. همان طور که از بررسی نتایج شبیه سازی به دست آمد، برتری قاعده ادغام AND نسبت به OR به وضوح قابل تشخیص است و اگر ضریب همبستگی مشاهدات کمتر باشد، عملکرد بهتر خواهد بود.



شکل ۲- ب) عملکرد شبکه مذکور در حالتی که قوانین تصمیم گیری محلی بهینه است و حالتی که قوانین تصمیم گیری محلی نسبت درست نمایی است

نسبت درست نمایی به عنوان قانون تصمیم گیری محلی استفاده شود، می توان نوشت:

$$g_i(y_i) = \Lambda_i(y_i), \Lambda_i(y_i) = \frac{p(y_i|H_1)}{p(y_i|H_0)}$$

که این مقدار با یک سطح آستانه  $\theta_i$  مقایسه می شود. شکل (۲-ب) نشان می دهد که عملکرد شبکه آشکارسازی اخیر هنگامی که با قاعده ادغام OR، قانون تصمیم گیری محلی LRT به کار رود در برابر حالت بهینه OPDD چگونه است. همان طور که مشاهده می شود عملکرد شبکه با قانون تصمیم گیری محلی بهینه به حالت متمرکز OCD نزدیکتر است. به عنوان دومین نمونه، شبکه ای موازی با دو گیرنده را در نظر بگیرید. مشاهدات شامل سیگنال معلوم با مقدار ثابت  $A=2$  و نویزهای گوسی  $n_1$  و  $n_2$  با میانگین صفر و ضریب همبستگی  $\rho$  است. بنابراین ماتریس کواریانس آنها به صورت زیر است:

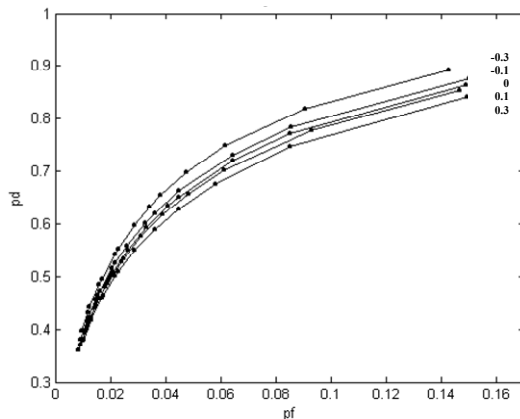
$$-1 \leq \rho \leq 1, \quad c_{n_1 n_2} = \begin{bmatrix} \sigma_1^2 & \rho \sigma_1 \sigma_2 \\ \rho \sigma_1 \sigma_2 & \sigma_2^2 \end{bmatrix}$$

تابع چگالی احتمال توام مشاهدات دو گیرنده تحت فرضیه های  $H_0$  و  $H_1$  به شرح زیر است:

$$p(y_1, y_2 | H_1) = N(\mu_1, C_{n_1 n_2}), \mu_1 = [A, A]$$

$$p(y_1, y_2 | H_0) = N(\mu_0, C_{n_1 n_2}), \mu_0 = [0, 0]$$

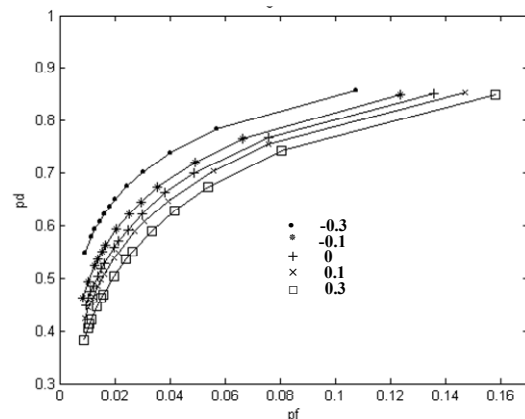
سیگنال معلوم در نویزهای گوسی همبسته



شکل ۵- نتایج شبیه سازی برای شبکه‌ای با دو گیرنده به ازای ضرایب همبستگی متفاوت برای قاعده OR (نویزها گوسی و همبسته و سیگنال معلوم)

برخوردارند از دیگر موارد پیشنهادی است. ضمناً در این مقاله، تصمیمات محلی تک بیتی بودند، می‌توان در تحقیقات بعدی، تاثیر چند سطحی بودن تصمیمات محلی را نیز مورد مطالعه قرار داد.

سیگنال معلوم در نویزهای گوسی همبسته



شکل ۶- نتایج شبیه سازی برای شبکه‌ای با دو گیرنده به ازای ضرایب همبستگی متفاوت برای قاعده AND (نویزها گوسی و همبسته و سیگنال معلوم)

در ادامه این تحقیق، می‌توان همزمان با بهینه کردن قوانین تصمیم‌گیری محلی، قاعده ادغام را نیز بهینه کرد. همچنین شبیه سازی شبکه‌هایی با تعداد گیرنده‌های بیشتر و بررسی شبکه‌های آشکارسازی توزیعی دیگر که از ساختار غیر موازی

## واژه نامه

- |                          |   |                                  |
|--------------------------|---|----------------------------------|
| 1. fusion center         | 4. Gauss-Seidel                           | 6. optimum centralized detection |
| 2. centralized detection | 5. optimum parallel distributed detection | 7. likelihood ratio test         |
| 3. distributed detection |   |                                  |

## مراجع

- Tenny, R.R., and Sandell, N.R., "Detection with Distributed sensors," *IEEE Trans. Aerospace Elect. Syst.* Vol. 17, No. 4, pp. 501-510, 1981.
- Ekchian, L.K., and Tenny, R.R., "Detection Networks," *Proc. of IEEE Conf. on Decision and Control*, pp. 686-691, 1982.
- Chair, Z., and Varshney, P.K., "Optimum Data Fusion in Multiple Sensor Detection Systems," *IEEE Trans. Aerospace Elect. Syst.* Vol. 22, No. 1, pp.98-101, 1986.
- Thomopoulos, S.C.A., Viswanathan, R., and Bougoulas, D. "Optimal Decision Fusion in Multiple Sensor Systems," *IEEE Trans. Aerospace Elect. Syst.* Vol. 23, No. 5, pp. 644-653, 1987.
- Srinivasan, R., "Distributed Radar Detection Theory," *IEE Proc.*, Part F 133(1), pp. 55-60, 1986.
- Reibman, A.R., and Notle, L.W. "Optimal Detection and Performance of Distributed Sensor Systems," *IEEE Trans. Aerospace Elect. Syst.* Vol. 23, No. 1, pp. 24-30, 1987.
- Reibman, and L.W.Notle, A.R., "Design and Performance Comparison of Distributed Detection Networks," *IEEE Trans. Aerospace Elect. Syst.* Vol. 23, No. 6, pp. 789-797, 1987.
- Viswanathan, and R.S., Varshney, P.K., "Distributed Detection with Multiple Sensors : Part I-Fundamentals," *Proc. Of IEEE*, Vol. 85, No. 1, pp. 54-63, 1997.
- Blum, R.S., Kassam, S.A., and Poor, H.V., "Distributed Detection with Multiple Sensors: Part II - Advanced Topics," *Proc. of IEE*, Vol. 85, No. 1, pp. 64-79, 1997.



10. Blum, R.S., "Distributed Detection for Diversity Reception of Fading Signals in Noise," *IEEE Trans. Inform. Theory*, Vol. 45, No. 1, pp. 158-164, 1999.
11. Samarasooriya, V.N.S., and Varshney, P.K., "Decentralized Signal Detection with Fuzzy Information," *Optical Engineering*, Vol. 36, No. 3, pp. 658-668, 1997.
12. Yu, C.T., and Varshney, P.K., "Paradigm of Distributed Detection under Communication Constraints," *Optical Engineering*, Vol. 37, No. 2, pp. 417-426, 1998.
13. Chen, P.N., and Papamarcou, A. "Error Bounds for Parallel Distributed Detection under the N-P Criterion," *IEEE Trans. Inform. Theory*, Vol. 41, No. 2, pp. 528-533, 1995.
14. Alhakeem, S., and Varshney, P.K., "Decentralized Bayesian Hypothesis Testing with Feedback," *IEEE Trans. Syst. Man Cyber.*, Vol. 26, No. 4, pp. 503-513, 1996.
15. Mirjalily, G., Luo, Z.Q., Davidson, T.N., and Bose, "Blind Adaptive Decision Fusion", *IEEE Trans. on Aerospace and Electronics System*, Vol. 1, pp.34-52, January 2003,
16. Mirjalily, G., and Emadi, S., "Effects of the Failed Local Detectors on the Performance of Detection Networks", *Engineering Journal of Tabriz University*, Tabriz University, Iran, Vol. 28, pp. 59-65, Sept. 2002.
17. Mirjalily, G., Aref, M.R., Nayebi, M.M., "Optimal Design of Multibit Radar Detection Networks," *IEEE Int. Radar Conf.*, pp. 387-391, USA, May 2000.
18. Mirjalily, G.; Aref, M.R., Nayebi, M.M., and Kahrizi, M., "Adaptive Decision Fusion in Parallel Detection Networks," *Esteghlal Journal of Engineering*, Isfahan University of Technology, Iran, Vol. 19, No. 1, pp. 1-14, Sept. 2000.
19. Mirjalily, G. Aref, M.R., Nayebi, M.M., and Kahrizi, M., "Performance Sensivity of Distributed Detection of Radar Targets," *6<sup>th</sup> Int. ICEE Conf.*, K.N. Toosi University, Iran, Vol. 4, pp. 129-134, May 1998.
20. Mirjalily, G., Aref, M.R., Nayebi, M.M., "Optimization of Multibit Detection Networks with Constant False Alarm Rate", *8th Int. ICEE Conf.*, Isfahan University of Technology, Iran, Vol. 4, pp. 312-319, May 2000.
21. Aalo, V., Viswanathan, R. "On Distributed Detection with Correlated Sensors: two Examples," *IEEE Trans. Aerospace Elect. Syst.*, Vol. 25, No. 3, pp. 414-421, 1989.
22. Blum, R.S., "Locally Optimum Distributed Detection on Dependent Random Signals Based on Ranks," *IEEE Trans. Inform. Theory*, Vol. 42, No. 3, pp. 931-942, 1996.
23. Blum, R.S., Kassam, S.A., "Optimal Distributed Detection of Weak Signals in Dependent Sensors," *IEEE Trans. Inform. Theory*, Vol. 38, No. 3, pp. 1066-1079, 1992.
24. Willet, P., Suaszek, P.F., and Blum, R.S., "The Good, Bad, and Ugly: Distributed Detection of a Known Signal in Dependent Gaussian Noise", *IEEE Transactions on signal processing*, pp.3266-3279, Dec.2000.
25. Hossieni, H., "Distributed Detection of Signals with Dependent Observations," M.S. Thesis, Yazd University, Summer 2004.
26. Al-khafaji, A.W., and Tooley, J.R., *Numerical Methods in Engineering Practice*, Reinnart and Winston Inc., 1986.

### پیوست - اثبات رابطه (۲۰)

از آنجایی که  $(g_1, \dots, g_N)$  بهینه، تابع  $F$  در رابطه (۱۹) را کمینه می‌کند، قاعدهٔ تصمیم‌گیری محلی  $g_i$  باید انتگرال زیر را کمینه کند:

$$\int_{g_i(y_i) \leq 0} q(y_i) dy_i \quad (۳۳)$$

که در آن:

$$q(y_i) = \left( \int_{n \in S_{0,i}} \Omega_{n/i} - \int_{n \in S_{1,i}} \Omega_{n/i} \right) f(y_1, \dots, y_N) dy_1 \dots dy_{i-1} dy_{i+1} \dots dy_N \quad (۳۴)$$

در رابطه اخیر  $\Omega_{n/i} = \Omega_{n/i}(g_1, \dots, g_N)$  که به منظور ساده سازی روابط،  $\Omega_{n/i}$  به جای  $\Omega_{n/i}(g_1, \dots, g_N)$  به کار رفته است. برای

کمینه کردن این انتگرال باید با انتخاب مناسب ناحیه انتگرال‌گیری  $g_i(y_i) \leq 0$ ، تابع زیر انتگرال را منفی کنیم. یعنی:

$$\{y_i \in R_i^{di} : g_i(y_i) \leq 0\} = \{y_i \in R_i^{di} : q(y_i) \leq 0\} \quad (۳۵)$$

از طرف دیگر داریم:

$$\{y_i \in R_i^{di} : g_i(y_i) > 0\} = \{y_i \in R_i^{di} : q(y_i) > 0\} \quad (۳۶)$$

بنابراین تابع مثبتی مانند  $h_i(y_i)$  وجود خواهد داشت به طوری که:

$$h_i(y_i)g_i(y_i)=q(y_i) \quad (37)$$

فرض کنید:

$$\bar{g}_i(y_i)=\left(\int_{n \in S_{01,i}} \Omega_{n/i} - \int_{n \in S_{02,i}} \Omega_{n/i}\right) f(y_1, \dots, y_N) dy_1 \dots dy_{i-1} dy_{i+1} \dots dy_N \quad (38)$$

بنابراین با توجه به روابط (34) و (37) خواهیم داشت:

$$h_i(y_i)g_i(y_i) = \bar{g}_i(y_i), \quad \forall 1 \leq i \leq N \quad (39)$$

از آنجایی که  $h_i(y_i)$  یک تابع مثبت است، نتیجه می‌گیریم که:

$$\begin{aligned} \left\{y_i \in R_i^{di} : g_i(y_i) \leq 0\right\} &= \left\{y_i \in R_i^{di} : \bar{g}_i(y_i) \leq 0\right\}, \quad \forall i = 1, \dots, N \\ \left\{y_i \in R_i^{di} : g_i(y_i) > 0\right\} &= \left\{y_i \in R_i^{di} : \bar{g}_i(y_i) > 0\right\}, \quad \forall i = 1, \dots, N \end{aligned} \quad (40)$$

با جای گذاری روابط فوق در رابطه (10) خواهیم داشت:

$$\Omega_n(g_1, g_2, \dots, g_N) = \Omega_n(\bar{g}_1, \bar{g}_2, \dots, \bar{g}_N), \quad 1 \leq n \leq N \quad (41)$$

بنابراین:

$$\Omega_{n/i}(g_1, \dots, g_{i-1}, g_{i+1}, \dots, g_N) = \Omega_{n/i}(\bar{g}_1, \dots, \bar{g}_{i-1}, \bar{g}_{i+1}, \dots, \bar{g}_N), \quad 1 \leq n \leq N \quad (42)$$

و لذا می‌توان نوشت:

$$\bar{g}_i(y_i) = \left(\int_{n \in S_{01,i}} \Omega_{n/i}(\bar{g}_1, \dots, \bar{g}_{i-1}, \bar{g}_{i+1}, \dots, \bar{g}_N) - \int_{n \in S_{02,i}} \Omega_{n/i}(\bar{g}_1, \dots, \bar{g}_{i-1}, \bar{g}_{i+1}, \dots, \bar{g}_N)\right) f(y_1, \dots, y_N) dy_1 \dots dy_{i-1} dy_{i+1} \dots dy_N, \quad \forall 1 \leq i \leq N \quad (43)$$

و به این ترتیب رابطه اثبات می‌شود.