

# 다수표적의 시각적 탐색을 위한 탐색능력 모델과 최적 탐색정지 시점

홍승권<sup>1</sup> · 박세권<sup>2\*</sup> · 류승완<sup>1</sup>

<sup>1</sup>뉴욕주립대학 산업공학과 / <sup>2</sup>공군사관학교 산업공학과

## Visual Search Models for Multiple Targets and Optimal Stopping Time

Seung-Kweon Hong<sup>1</sup> · Seikwon Park<sup>2</sup> · Seung Wan Ryu<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Dept. of Industrial Engineering, State University of New York, Buffalo, USA

<sup>2</sup>Dept. of Industrial Engineering, Korea Air Force Academy, Choongbuk, 363-849

Visual search in an unstructured search field is a fruitful research area for computational modeling. Search models that describe relationship between search time and probability of target detection have been used for prediction of human search performance and provision of ideal goals for search training. Until recently, however, most of models were focused on detecting a single target in a search field, although, in practice, a search field includes multiple targets and search models for multiple targets may differ from search models for a single target. This study proposed a random search model for multiple targets, generalizing a random search model for a single target which is the most typical search model. To test this model, human search data were collected and compared with the model. This model well predicted human performance in visual search for multiple targets. This paper also proposed how to determine optimal stopping time in multiple-target search.

**Keywords:** multiple targets, visual search, human performance, optimal stopping time

### 1. 서론

인간의 눈으로 특정한 대상물을 시공간에서 찾아야 하는 작업은 일상생활에 많이 존재하는 작업요소이다. 산업현장에서의 불량품 검사, 재난구조를 위한 헬기에서의 탐색, 전투 조종사의 표적탐색, 또는 축구경기에서 공을 패스하기 위해 공을 받을 자기 편 선수를 찾는 경우 등 많은 예들이 있다. 이러한 시각적 탐색작업에 대해서 1946년 Lamar 연구 이후로 많은 연구가 여러 측면에서 이루어져 왔다. 작업성능에 미치는 영향요소에 대한 연구(Kopardkar *et al.* 1993; Megaw, 1979), 인간능력과 기계능력의 비교(Drury and Sinclair, 1983; Hou, *et al.*, 1993), X-Ray 필름 검색에서의 인간수행능력(Kundel and Lafollette, 1972), 그리고 인간 작업수행능력의 모델링 (Morawski, *et al.*,

1980; Karwan, *et al.*, 1995) 등이 그 예들이다. 이 분야는 사물을 인지하는 과정을 연구하는 인간공학의 기초이론 분야로서 앞으로도 지속적인 연구가 요망되는 분야이다(Boff *et al.* 1986).

본 연구는 인간의 탐색작업의 성과를 탐지시간과 표적 발견 확률의 관계로 표현하는 수학적 모델에 관심이 있다. 즉, 탐색 속도와 정확성 사이의 상호질충관계(SATO: Speed and accuracy trade-off) 모델을 제시하고자 한다. 지금까지 이러한 SATO 관계를 나타내는 탐색능력 모델은 단일표적에 의한 탐색능력만을 대상으로 해왔다(e.g. 영국 우주항공국의 ORACLE(Toet *et al.*, 1997)). 그러나 일상생활에서 단일표적보다는 다수표적을 탐지해야 하는 경우가 더 많이 존재한다. 제품검사의 경우, 과거에는 마지막 공정에서 양·불량품을 판별하는 데 목적을 두

\* 연락처자 : 박세권 교수, 363-849 충북 청원군 남일면 사서함 335-2 공군사관학교 산업공학과, Fax : 043-297-6661,  
e-mail : parksk@afa.ac.kr

2001년 10월 접수; 2003년 5월 수정본 접수; 2003년 5월 게재 확정.

었다. 그래서 한 제품/부품에 하나의 결함이 발견되면 이 제품/부품은 불량품으로 처리되었다(단일표적 탐색). 그러나 전사적 품질경영(TQM)의 도입과 함께 제품검사는 공정관리를 위한 정보의 수집 수단이 되어가고 있다. 즉, 가능한 한 모든 결함을 조사해서(다수표적 탐색), 이 정보를 공정관리에 활용하려고 하고 있다. 또 다른 다수표적 탐색의 예는 운동경기에서 찾아 볼 수 있다. 축구경기에서 공을 패스하려는 선수는 공을 받을 여러 명의 선수를 찾아야 하며(다수표적 탐색) 이 선수들 중에 가장 좋은 위치에 있는 선수를 선정하여 패스해야 한다.

Morawski *et al.*(1980)은 다수표적이 존재하는 상황에서 하나의 표적을 찾는 경우에 대한 SATO 모델을 제시하였다. 그러나 지금까지 다수표적이 존재하는 상황에서 다수표적을 찾는 SATO 모델은 제시되지 않았다. 최근 들어 Harris(1999)는 탐색 공간에 존재하는 표적의 수와 발견된 표적의 수 사이의 비율을 하나의 확률변수로 가정하고 이 확률변수의 평균과 분산을 도출하였다. Drury and Hong(2001)은 또한 다수표적 탐색에서 발견되는 표적들 사이의 시간 간격에 관한 모델을 제시하였다. 그러나 이러한 모델들은 시간의 경과에 따른 인간의 탐색 성과를 예측하거나 묘사하지는 못했다(SATO 모델이 아님). 이 모델들은 단지 평균 또는 분산만을 제시하기 때문에 그 유용성은 제한적이었다. 본 연구에서는 다수표적을 위한 SATO 모델을 제시하고자 한다. 여기서 제시하는 모델은 인간이 Random Search 전략을 사용한다는 전제하에 탐색능력을 모델화한 Random search 모델이다. 그리고 실험을 통하여 얻어진 인간의 실제 탐색능력 데이터와 그 모델을 비교하고자 한다. 마지막으로 여기서 제시한 모델을 활용한 탐색작업의 최적 지지시점을 설정하는 방법을 제시하고자 한다.

## 2. 시각적 탐색능력 모델

눈에 의한 탐색작업 환경은 구조화된 환경과 구조화 되어있지 않은 환경으로 구별할 수 있다. 구조화된 환경은 계기판이나 이름 리스트와 같이 작업환경이 눈의 움직임을 유도하는 환경이다. 본 연구의 대상은 비구조화된 탐색환경으로 눈의 움직임이 인간의 의지에 의해 좌우된다. 따라서 구조화된 탐색환경에 비하여 상대적으로 모델화하기 어려운 영역으로 인식되고 있다 (Holland and Wickens, 1999). 비구조화된 탐색환경에서 인간의 눈은 어떤 지점에 일정한 짧은 기간 동안 머물렀다가 일정한 공간적 간격을 두고 다른 지점으로 움직인다. 이러한 눈의 움직임은 목표로 하는 표적을 찾을 때까지 반복되는데 눈이 잠시 머무는 것을 fixation이라고 하며, 다른 지점으로 이동하는 것을 saccade라고 한다. 인간은 fixation 동안 그 주위의 정보를 습득하게 된다. 본 연구에서 제시되는 Random Search 모델은 탐색 중 fixation의 위치가 랜덤하게 움직인다는 가정하에 개발되었다.

SATO에 근간을 둔 탐색능력 모델링은 연속적인 fixation을

수학적으로 묘사하는 과정이다. 모델링에 사용되는 모수들은 주어진 탐색공간, visual lobe의 크기, 그 visual lobe에서 표적을 발견할 평균확률, 그리고 한 fixation에 머무는 평균시간과 saccade를 위한 평균시간이다. 여기서 visual lobe는 모델링에서 사용되는 한 fixation의 시영역(field of view)을 의미한다. 한 fixation에서 표적을 발견할 확률은 fixation의 중앙에서 그 확률이 제일 높고 중앙으로부터 멀어질수록 그 확률은 낮아진다. 이때, 그 확률이 50%인 지점들을 연결하고 이 연결된 타원의 크기는 visual lobe의 크기로 정의되었다(Kraiss and Knaeuper, 1982).

본 연구의 대상이 되는 임의추출 모델(Random Search Model)은 이러한 모수들로 표현될 수 있다. Morawski *et al.*(1980)는 단일표적을 위한 탐색능력 모델을 식 (1)과 같이 유도하였다. 이 탐색 모델은 지수분포의 누적밀도함수 형태이다. 즉, 어떤 시각에서 추가로 주어진 탐색시간은 표적을 발견할 확률을 이전과 같은 비례에 의해 증가시키지 않고 이전보다 낮은 비율로 증가시킨다.

$$F(t) = 1 - \exp\left(-\frac{p'a}{A t_m} t\right) = 1 - e^{-\lambda t} \quad (1)$$

여기서  $p'$ : 한 fixation에서 하나의 표적이 발견될 확률

$A$ : 탐색공간의 크기

$a$ : Visual Lobe 의 크기

$t_m$ : 한 fixation에 머무는 평균시간

이러한 단일표적을 위한 탐색 모델을 다수표적을 위한 탐색 모델로 일반화하려면 먼저 지수확률변수의 결합분포(Joint Distribution) 함수를 생각할 수 있다. 각 표적이 발견될 확률은 지수분포이다. 따라서 한 작업공간에 여러 표적이 있다면 지수확률변수들의 결합분포로 표현될 수 있을 것이다. 그리고 순서적으로 표적들이 발견되므로 한 fixation에서 두 개 이상의 표적은 존재하지 않는다고 가정하면, 다음과 같은 순서통계량을 생각할 수 있다

$$\begin{aligned} Y_1 &= \text{Min} \{X_1, X_2, X_3, \dots, X_n\} \\ Y_2 &= \text{Min}_{2nd} \{X_1, X_2, X_3, \dots, X_n\} \\ &\vdots \\ Y_k &= \text{Min}_{kth} \{X_1, X_2, X_3, \dots, X_n\} \\ &\vdots \\ Y_n &= \text{Max} \{X_1, X_2, X_3, \dots, X_n\} \end{aligned}$$

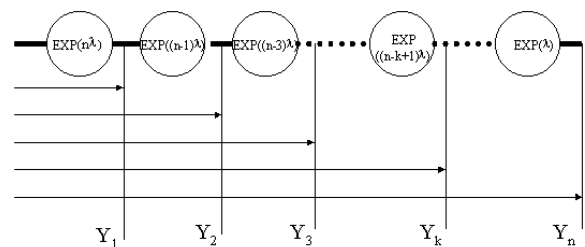


그림 1. 지수분포와 저지수분포의 관계.

여기서 만약 각 표적들이 같은  $p'$ 을 갖는다면, 각 확률변수,

$Y_1, Y_{2-1}, Y_{3-2}, \dots, Y_{n-(n-1)}$  들은 각각 모수,  $n\lambda, (n-1)\lambda, \dots, 2\lambda, \lambda$  를 갖는 지수분포를 한다. 이러한 특성은 수학적으로 Trevedi (1982)에 의해 증명되었고, Drury and Hong(2001)의 시각적 탐색연구에서 실험적으로 증명되었다.

$n$ 개의 표적을 탐색할 때 각 표적이 발견되는 시간 간격이 지수분포를 따른다면,  $n$ 번째 표적을 발견하는 데 걸리는 시간은  $n$ 개의 모수 ( $n\lambda, (n-1)\lambda, \dots, k\lambda, \dots, \lambda$ )를 갖는 저지수분포 (Hypo - Exponential Distribution)가 된다. 즉, 저지수분포는 지수분포의 시간 간격을 갖는 여러 단계로 구성된 시스템에서 총 시간을 나타내는 분포이기 때문이다. 일반적으로,  $n$ 개의 표적이 존재하는 탐색공간에서 단지  $(k+1)$ 개의 표적이 발견되는 시간의 분포도 다음과 같이  $k$ 개의 모수를 갖는 저지수분포로 설명이 가능하다.

$$Y_{n-k+1} \sim HYPO[n\lambda, (n-1)\lambda, \dots, k\lambda]$$

$Y_{n-k+1}$ 의 확률분포함수(Probability Distribution Function)와 누적분포함수(Cumulative Distribution Function)는 다음 식 (2), (3)과 같다(Trivedi, 1982).

$$f(t) = \sum_{j=k+1}^n a_j \lambda_j e^{-\lambda_j t}, \quad (2)$$

$$F(t) = \sum_{i=k}^n a_i e^{-\lambda_i t} \quad (3)$$

여기서,  $\lambda_i = i\lambda$

$$a_i = \prod_{j=k+1}^n \frac{\lambda_j}{\lambda_j - \lambda_i} = \binom{n}{i} \binom{i-1}{k-1}^{-1} i^{-k}$$

예를 들어, 3개의 표적을 갖는 탐색공간에서 각 표적의 누적분포함수는 첫 번째 표적은 식 (4), 두 번째 표적은 식 (5), 세 번째 표적은 식 (6)에 해당되며 <그림 2>에 나타나 있다.

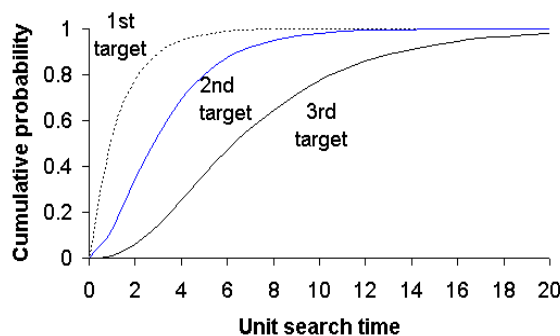


그림 2. 3개의 표적탐색에서 각 표적 누적분포함수 ( $\lambda = 0.25$ ).

$$\Pr(\text{첫 번째 표적이 발견될}) = HYPO(3\lambda)$$

$$F(t) = 1 - e^{-3\lambda t} \quad (4)$$

$$\Pr(\text{두 번째 표적이 발견될}) = HYPO(3\lambda, 2\lambda)$$

$$F(t) = 1 - 3e^{-2\lambda t} + 2e^{-3\lambda t} \quad (5)$$

$$\Pr(\text{세 번째 표적이 발견될}) = HYPO(3\lambda, 2\lambda, \lambda)$$

$$F(t) = 1 - 3e^{-\lambda t} + 3e^{-2\lambda t} - 2e^{-3\lambda t} \quad (6)$$

### 3. 모델과 인간능력의 비교

위에서 제시된 다수표적의 탐색능력에 대한 수학적 모델이 인간의 실제 탐색능력을 어떻게 반영하고 있는지 평가하기 위하여 컴퓨터 모니터 상의 탐색공간을 대상으로 두 가지 실험을 실시하였다. 첫 번째 실험은 수학적 모델의 모수인 visual lobe 를 측정하기 위한 실험이고 두 번째 실험은 주어진 모든 표적을 빠른 시간 내에 찾아내는, 인간의 탐색능력 측정을 위한 실험이다. 첫 번째 실험으로부터 얻어진 visual lobe 값과 측정된 다른 모수들( $p', A, a, t_m$ )은 식 (1)의  $\lambda$ 을 계산하기 위해 사용되고 최종적으로 다수표적을 위한 모델에 입력된다. 한편, 두 번째 실험으로부터 얻어진 인간의 탐색능력 데이터는 제시된 모델과 비교될 것이다.

#### 3.1 실험방법

##### 3.1.1 실험자

9명(여자 5명, 남자 4명)의 학부 및 대학원생이 피실험자로 참여하였다. 이들의 연령은 22세에서 33세 사이였으며, 교정된 양안시력은 Snellen Acuity로 모두 약 20/20이었다. 이들은 이 실험을 하기 전에 탐색실험에 대한 사전지식이나 효율적인 탐색을 위한 어떤 방법에 대한 이론적 지식도 없었다.

##### 3.1.2 실험기기 및 절차

두 가지 다른 실험을 위한 실험환경들은 기본 구성은 동일하나 사용방법과 탐색공간의 크기에 차이가 있다. 이들 탐색공간은 Visual Basic을 사용하여 만들어졌으며 모니터 상에 나타난 탐색공간은 <그림 3>에서와 같이 특수문자들 - !, @, #, \$, %, ^, &, \*, (, ), {, } - 에 의해 바탕이 형성되었고, 표적은 "A" 문자로 설정되었다. 탐색공간은 빈 공간과 채워진 공간의 비율로 나타내며, 이 실험에서는 0.9로 정하였다. 기호들의 획 크기는 0.3~3.5mm, 폭 크기는 0.2~3.0mm이고, 모니터와 피실험자 사이의 거리는 500mm로 각 기호들에 대한 시각(visual angle)은 약  $24.1 \times 17.3$  min이다.

먼저, visual lobe의 측정을 위해 한 fixation에서의 표적 발견률을 측정하였다. 모니터 상에 제공되는 탐색공간의 크기는  $70 \times 75\text{mm}^2$  (11 \* 21개 기호)이며, 탐색공간이 보여지는 시간은 기존 연구(Courteney 1986; Megaw et al., 1979)에서 한 fixation에 눈이 머무는 평균시간인 250ms였다. 발생 가능한 표적의

위치는 (11 \* 11)였고 랜덤하게 나타난다. 이러한 작은 탐색공간과 작은 발생가능 표적위치의 설정은 실험횟수를 줄이기 위해서였다. 탐색공간의 중앙에 피실험자들의 눈이 고정될 수 있도록 fixation의 중앙점이 주어지며 피실험자들은 이 점을 주시하면서 동시에 주변에 나타나는 표적의 위치를 발견하게 된다. 탐색공간이 보여지는 250ms는 피실험자가 그들이 발견한 표적의 위치를 보고하기에는 짧은 시간이므로 탐색공간이 사라진 후에 같은 위치에 탐색공간과 같은 셀을 갖는 공간이 나타난다. 피실험자는 그들이 표적을 발견한 위치를 이 공간상에서 마우스로 클릭함으로써 피실험자들이 표적을 발견한 위치를 측정하였다.

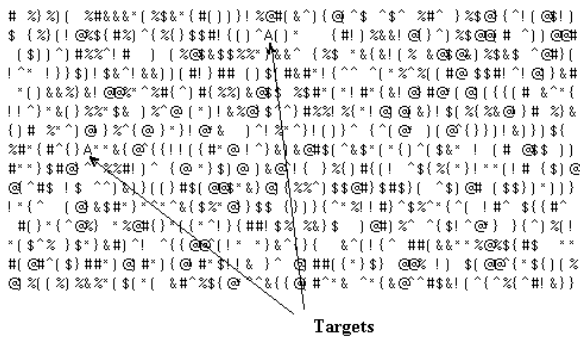


그림 3. 탐색공간의 일부.

두 번째 실험에서는, 일반적으로 탐색공간에서 표적을 찾는 과정은 연속적인 fixation이 요구되므로 첫 번째 실험보다는 비교적 큰 160\*180 mm<sup>2</sup> (25\*50개 기호)의 탐색공간이 모니터 상에 제공되었다. 탐색공간 내에 포함된 표적의 수는 한 개 혹은 세 개가 주어진 경우가 있었으며 나타난 모든 표적을 발견하도록 했다. 피실험자가 표적을 발견했을 때 마우스로 그 표적을 클릭하고 다시 찾는 경우를 방지하기 위하여 클릭된 표적은 탐색공간에서 사라졌다. 첫 번째 표적의 발견에 소요된 시간은 탐색공간이 모니터 상에 나타난 이후부터 첫 번째 유의한 마우스 클릭이 있을 때까지의 시간이며 다음 표적들은 연속적인 마우스 클릭 사이의 시간이다.

3.1.3 실험계획

한 fixation의 표적발견율을 측정하기 위한 첫 번째 실험에서, 각 피실험자는 250ms 동안 주어진 탐색공간에서 표적이 위치한 곳을 찾았으며 이러한 실험을 각 피실험자는 200회씩 수행하였다. 탐색공간상의 11 \* 11개의 위치에 약 15회씩 표적이 나타났다. 각 위치에서 표적이 발견되는 확률은 발생한 표적대비 발견한 표적의 수였다. 또한, 연속 fixation을 요구하는 탐색작업에 대한 실험(두 번째 실험)을 시작하기 전에 짧은 훈련이 실시되었다. 이 훈련을 통해서 실험장치에 대한 이해를 갖게 하며, 학습효과가 실험결과에 반영되지 않도록 3주기가 (8회 실험 \* 3) 실시되었다. 두 번째 실험은 학습효과가 더 이상 나타나지 않음을 확인하고 각 피실험자는 1개 표적만 나타

나는 작업공간에서 30회씩 수행하였으며, 3개의 표적이 나타나는 작업공간에서 30회 수행하였다.

3.2 결과

한 fixation에서의 표적 발견율을 알아보기 위해 수집된 1800개 데이터 (9명\*200회)는 <그림 4>처럼 탐색공간의 각 위치에서의 표적발견율로 표시되었다. 외견상으로 <그림 4>는 이변량 정규분포(Bivariate Normal Distribution)로 보인다. 먼저, 수집된 데이터의 이변량 정규분포 적합도 검정을 위하여 X축과 Y축에 대한 정규성 검정이 실시되었다(p < 0.001, p < 0.001). 추정된 이변량 정규분포로부터 visual lobe의 크기(1075 mm<sup>2</sup>)가 계산되었다. 이 visual lobe 내의 평균 표적발견율은 0.72였다. 그러나 50% 이하로 표적이 발견되는 시각영역도 고려되어야 하기 때문에 이 확률이 각 fixation의 표적발견율을 대표하지는 못한다. 즉, 연속적인 fixation이 이루어지는 탐색공간에서 이웃한 fixation은 50% 이하로 표적이 발견되는 시각영역에 대해 중복이 발생한다(Baveja et al., 1996). 이러한 fixation의 중복을 고려하기 위하여, fixation의 전체 크기를 3σ<sub>x</sub>와 3σ<sub>y</sub>로 가정하였다. 중복이 가능한 경우는 상하좌우와 4개의 모서리 부분들이 될 것이다. 즉, 8번의 중복을 고려한 한 fixation에서의 평균 표적발견율은 0.87이었다. 탐색 모델의 다른 모수인 saccade (50ms)를 포함한 한 fixation에서의 시간은 300ms이었다. <표 1>은 모델에 필요한 모든 모수와 이들로부터 계산된 임의추출 모델의 λ값이다.

$$\lambda = \frac{p'a}{A t_m} = 0.112$$

세 개의 표적을 포함하는 탐색공간에서 수집된 탐색시간 자료를 사용하여 발견되는 표적의 순서와 피실험자를 인자로 한 분산분석을 실시하였다. 평균 로그탐색시간 (log search time)은 피실험자 (F [8, 783], p < 0.01)와 발견되는 표적의 순서 (F [2, 783], p < 0.01)에 따라 유의한 수준의 차이를 보였으며 피실험자와 발견되는 표적의 순서 이에 교호작용도 존재하였다(F [2, 783], p < 0.01).

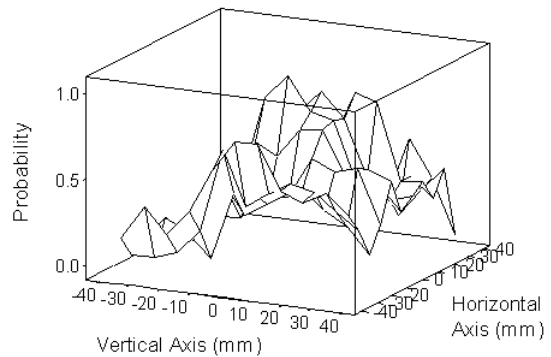


그림 4. 이변량 정규분포로 나타난 한 fixation에서의 표적발견율.

표 1. 탐색모델을 위한 모수값

모 수	값
탐색공간의 크기(A)	160*180 mm <sup>2</sup>
visual lobe의 크기(a)	1075 mm <sup>2</sup>
탐색공간 내의 visual lobe의 수	26
visual lobe 내에서의 평균 표적발견율(p')	0.87
하나의 saccade를 포함한 한 fixation에서의 시간(t <sub>m</sub> )	300ms (250ms + 50ms)
λ값	0.112

제시된 탐색 모델과 인간의 탐색 수행도를 비교하기 위하여 모델과 수집된 데이터가 함께 하나의 그래프 상에 표시되었다. <그림 5>의 (a)는 단일표적의 경우, (b)는 다수표적인 경우의 실험결과와 예측 모델이다. 일반적으로 이러한 탐색능력 측정은 항상 탐색작업과는 무관한 시간을 포함하고 있다. 탐색을 시작하기 전의 준비시간, 표적을 확인하기 위한 시간 또는 마우스로 표적을 클릭하기 위한 이동시간과 클릭 시간 등이다. 따라서 이러한 시간을 제거하기 위하여 다음과 같은 식이 사용되었다. 단일표적에 대하여,

$$F(t) = 1 - \exp(-\lambda(t - t_o)) \quad (7)$$

다수표적에 대하여,

$$F_1(t) = 1 - \exp(-3\lambda(t - t_o)) \quad (8)$$

$$F_{2-1}(t) = 1 - \exp(-2\lambda(t - t_o)) \quad (9)$$

$$F_{3-1}(t) = 1 - \exp(-\lambda(t - t_o)) \quad (10)$$

여기서  $F_1(t)$ : 첫 번째 표적 발견시간분포

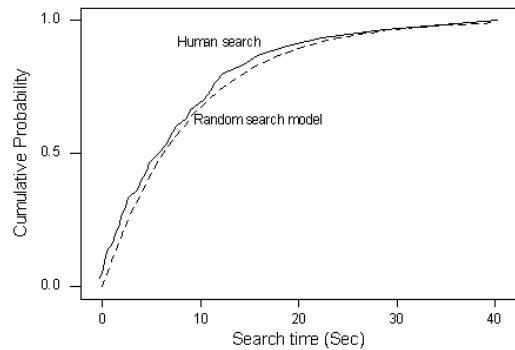
$F_{2-1}(t)$ : 첫 번째 표적 발견 후 두 번째 표적 발견  
까지 사이시간분포

$F_{3-2}(t)$ : 두 번째 표적 발견 후 세 번째 표적 발견  
까지 사이시간분포

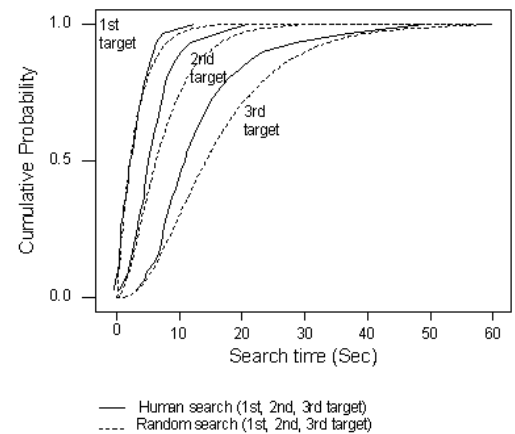
식 (7)과 식 (8)로부터 얻어진  $t_o$  시간은 단일표적과 다수표적에서 첫 번째 표적이 발견될 확률과 탐색시간의 함수에서 X축(탐색시간 축)상의 절편이 된다. 그러나 두 번째 표적에 대한 X축 상의 절편은 식 (8)의  $t_o$ 에 식 (9)의  $t_o$ 가 더해져야 하며, 모델에서 주어진 두 번째 표적발견의 최소시간 300ms는 감해져야 한다. 세 번째 표적을 위한 X축 상의 절편은 식 (8)의  $t_o$ 에 식 (9)의  $t_o$ 와 식 (10)의  $t_o$ 가 더해져야 하며, 모델에서 주어진 세 번째 표적발견의 최소시간 600ms는 감해져야 한다. 이 같은 탐색작업과 무관한 시간을 교정 한 후에 <그림 5>는 만들어졌다.

기존 연구에서 단일표적을 위한 Random Search 모델은 인간의 능력의 하한선을 제시했다. 그리고 인간의 실제 수행도와

편차가 크지 않았다. 이 연구에서도 단일표적의 결과뿐만 아니라 3개의 표적을 탐지하는 경우에 있어서도 제시된 모델은 하한선을 제시하였다. 모델과의 상관관계는 단일표적에서  $r=0.999$  3개 표적의 경우,  $r=0.998$  (첫 번째 발견되는 표적)  $r=0.990$  (두 번째 발견되는 표적)  $r=0.981$  (마지막에 발견되는 표적)으로 나타났다. 모든 경우에서  $p < 0.001$ 이었다.



(a) 단일표적의 탐색



(b) 다수표적의 탐색

그림 5. 단일표적을 위한 탐색과 다수표적을 위한 탐색의 비교.

#### 4. 최적 탐색정지 시점

시각적 탐색작업에서 작업을 정지해야 할 시점을 찾는 것은 쉬운 일이 아니다. Chun and Wolfe (1996)의 연구에 의하면 인간이 탐색작업을 정지하는 시점은 activation threshold와 timing hypothesis에 의해 결정된다. Activation threshold 이론은 표적과 비슷한 배경(distractor)과 표적과는 다른 배경의 역치를 정하고, 이 역치를 넘는 배경에 대해서만 탐색을 한다는 이론이다. Timing hypothesis는 작업시작 전에 표적을 찾을 때까지 걸리는 시간을 마음속으로 추정하고 작업을 시작하며, 작업이 진행되면서 추가된 정보에 의해 추정치는 교정되고 더 정확해

진다. 최종적으로 이 추정치에 의해 탐색이 정지된다는 이론이다. 그러나 인간의 탐색작업의 정지시점이 이러한 경험이나 직관에 의존하기보다는 비용과 효과라는 경제적인 측면에서 최적 정지시점이 설정된다면 작업자들에게 작업의 정지시점 설정에 대한 심적 부담을 줄여줄 것이며, 탐색작업의 표준시간결정이나 생산성의 예측에도 도움이 될 것이다

최적화이론에 의하면, 주어진 제약조건하에서 목적함수의 기대값을 최대화/최소화하는 독립변수들을 찾는 것이 최적화이다. 탐색작업에서는 적은 탐색시간에 많은 표적을 찾는 것이 목적함수가 될 수 있다. 그리고 최적화된 목적함수를 만족시키는 탐색시간이 최적의 탐색정지시점이 될 것이다. 세 개의 표적을 포함하는 탐색공간에서의 예를 들어 최적의 탐색정지시점을 결정하는 방법을 제안하고자 한다. 탐색작업에 따른 이익은 발견되는 표적의 수의 증가에 따라 생기는 이익이 될 것이고 비용은 투자된 시간과 표적을 찾지 못함으로써 생기는 손해가 될 것이다. <표 2>는 가정된 비용과 이익을 나타내고, 식 (11)은 이 비용과 이익 그리고 앞에서 도출된 탐색 모델에 따른 목적함수를 나타내며 이 목적함수가 최대값을 갖는 경우의 탐색시간이 최적정지시점이 될 것이다(식 (12)).

표 2. 발견한 표적의 수와 탐색시간에 따른 비용과 이익

발견 표적 수	비용	이익
3개 표적 발견		3V
2개 표적 발견	-1C	2V
1개 표적 발견	-2C	1V
어떤 표적도 발견하지 못함	-3C	
탐색시간 (단위시간)	-0.1C	

$$E[g(t)] = E[\text{이익/발견된 표적 수}] - E[\text{비용/발견하지 못한 표적 수}] - \text{탐색시간 비용}$$

$$E[g(t)] = -4kt + \text{Pr}(3\text{개 표적 발견})3V + \text{Pr}(\text{표적을 발견하지 못함})(-3C) + \text{Pr}(2\text{개 표적 발견})(2V-1C) + \text{Pr}(1\text{개 표적 발견})(1V-2C)$$

여기서,

$$\begin{aligned} \text{Pr}(1\text{개 표적 발견}) &= 1 - e^{-3\lambda t} \\ \text{Pr}(2\text{개 표적 발견}) &= 1 - 3e^{-2\lambda t} + 2e^{-3\lambda t} \\ \text{Pr}(3\text{개 표적 발견}) &= 1 - 3e^{-\lambda t} + 3e^{-2\lambda t} - 2e^{-3\lambda t} \\ \text{Pr}(\text{표적을 발견하지 못함}) &= e^{-3\lambda t} \end{aligned}$$

$$E[g(t)] = 3V - 4kt - 3(V+C)e^{-\lambda t} \quad (11)$$

식 (11)이 최대값을 갖는 탐색시간은 식(12)가 된다.

$$t_{opt} = \frac{1}{\lambda} \ln\left(\frac{3(V+C)\lambda}{4k}\right) \quad (12)$$

<그림 6>은  $\lambda=0.25$ 인 경우의 최적정지시점과 목적함수를 나타낸다.

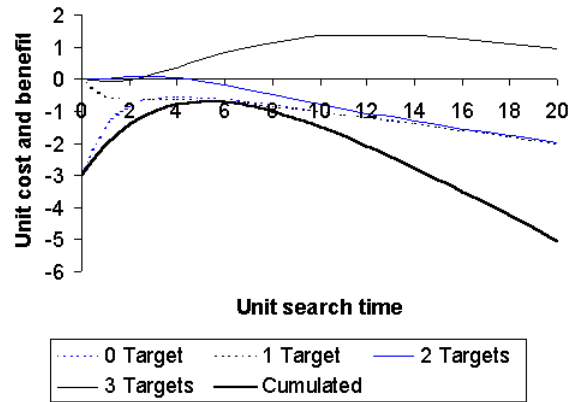


그림 6. 목적함수와 최적정지시점

### 5. 토론 및 결론

제시된 모델이 인간의 탐색능력에 부합하는지를 평가하기 위하여 하나의 표적을 포함하는 탐색공간과 세 개의 표적을 포함하는 탐색공간에서 표적들의 발견시간이 측정되었다. 모델에 의하면 세 개 표적의 탐색작업에서 표적의 평균 표적획득 시간들은 첫 번째 표적에 대해  $(1/3\lambda)$ , 두 번째 표적에 대해  $(1/3\lambda) + (1/2\lambda)$ , 세 번째 표적에 대해  $(1/3\lambda) + (1/2\lambda) + (1/\lambda)$ 이었다. 한 개의 표적의 탐색작업은  $(1/\lambda)$ 의 평균탐색시간을 갖는다. 이러한 비율은 사람을 대상으로 한 실험에서도 비슷하게 나타났다. 그리고 탐색시간과 표적발견확률의 관계도 제시된 모델과 유사함을 알 수 있었다. 단지, 다수표적의 탐색작업에서 인간은 제시된 모델보다 현명한 탐색전략을 사용하고 있다고 추측할 수 있었다. 탐색의 초기에 임의추출방식보다는 표적발견확률이 급하게 상승하고 있었다. 이것은 다수표적 탐색작업의 초기에 사람들은 임의추출방식보다는 체계적 탐색방식(systematic search strategy)을 사용한다고 할 수 있다. 체계적 탐색방식이란 탐색자들이 자신이 fixation한 위치들을 기억함으로써 이미 fixation한 위치를 다시 보지 않는 이상적인 탐색전략이다(Gupta and Geyer, 1981; Arani et al., 1984). 다수표적 탐색에서 인간의 이러한 탐색 패턴은 Drury and Hong (2001)에서의 설문조사 결과와도 일치하는 것이다. 따라서 이 논문에서 제시된 모델은 인간의 탐색능력을 정확히 예측하기 보다는 인간능력의 하한선을 제시하고 있다고 할 수 있다.

이 연구는 표적의 수가 알려진 탐색공간에서 연구되었다. 일반적으로 축구경기는 이러한 상황을 만족시키는 탐색공간으로 생각된다. 실제 축구경기에서 인간의 탐색능력 이외에 다른 전략이나 작전에 의해 탐색능력은 영향을 받을 수 있지만, 이 모델은 기본적인 인간의 탐색능력을 묘사하는 데 의의가 있다. 만약 이 모델에 대한 보완연구가 수행된다면, 품질검

사를 계획할 때 유용하게 사용될 수 있을 것이다. 이 모델이 탐색시간과 탐색확률의 관계를 나타내기 때문에 품질검사 시간이 정해져 있다면 이 모델을 사용하여, 품질검사 후, 여전히 포함될 수 있는 불량품의 수를 예측할 수 있을 것이다. 그러나 여기서 제시된 모델은 작업자가 제품에 포함된 불량품의 수를 알지 못하는 경우의 탐색능력 모델로 개선되어야 하고, 표적의 종류가 다른 경우에도 사용될 수 있는 모델이 되어야 한다. 한편, 대상 공정에서 한 제품에 포함되는 불량품 수의 분포 데이터가 축적되어야 한다.

지금까지 인간의 표적탐지능력에 대한 SATO 모델은 하나의 탐색공간에서 하나의 표적을 발견하는 상황만을 묘사해 왔다. 이 연구에서는 저지수분포(Hypo-Exponential Distribution)를 사용하여 단일표적은 물론 다수표적의 경우에서도 활용할 수 있는, 보다 일반화된 탐지능력 모델을 제시하였다. 한편 이 탐지능력 모델의 활용분야로서 최적 탐지정지시점의 설정방법을 소개하였다.

## 참고문헌

- Arani, T., Karwan, M. H., and Drury, C. G. (1984), A Variable Memory Model of Visual Search, *Human Factors*, **26**, 631-639.
- Baveja, A., Drury, C. G., Karwan, M. H., and Malon, D. (1996), Derivation and Test of an Optimum Overlapping Lobes Model of Visual Search, *IEEE Transactions on Systems, Man, Cybernetics*, **26**(1), 161-168.
- Boff, K. R., Kaufman, L., and Thomas, J. P. (1986), *Handbook of Perception and Human Performance*, John Wiley & Sons, New York.
- Courtney, A. J. (1986), A Search Performance Test for Visual Lobe Size, *IIE Transaction*, **18**, 56-62.
- Chun, M. M. and Wolfe, J. M. (1996), Just say no : How are visual searches terminated when there is no target present?, *Cognitive Psychology*, **30**, 39-78.
- Drury, C. G. and Hong, S-K (2001), Generalizing from Single Target Search to Multiple Target Search, *Theoretical Issues in Ergonomics Science* (in press).
- Drury, C. G. and Sinclair, D. (1983), Human and Machine in an Inspection Task, *Human Factors*, **25**(4), 391-400.
- Gupta, S.M. and Geyer, L. H. (1981), Visual Search is Systematic, *Proceedings of the Human Factors Society-25th Annual Meeting*, 639-643.
- Harris, J. M. (1999), *Models of Visual Search Performance*, Unpublished Ph. D. Dissertation, Clemson University.
- Hollands, J. and Wickens, C. D. (1999), *Engineering Psychology and Human Performance*, Harper Collins Publishers.
- Hong S-K (2003), *Human performance in visual search for multiple targets*, Unpublished Ph.D. dissertation, State University of New York at Buffalo.
- Hou, T-H., Lin, L., and Drury, C. G. (1993), An Empirical Study of Hybrid Inspection Systems and Allocation of Inspection Functions, *The International Journal of Human Factors in Manufacturing*, **3**(4), 351-367.
- Karwan, M. H., Morawski, T. B., and Drury, C. G. (1995), Optimum Speed of Visual Inspection using a Systematic Search Strategy, *IIE Transactions*, **27**, 291-299.
- Kopardkar, P., Mital, A., and Anand, S. (1993), Manual, Hybrid, and Automated Inspection Literature and Current Research, *Integrated Manufacturing System*, **4**(1), 18-29.
- Kraiss, K-F. and Knaeuper, A. (1982), Using Visual Lode Area Measurements to Predict Visual Search Performance, *Human Factors*, **24**(6), 673-682.
- Kundel, H. S. and Lafollette, B. S. (1972), Visual Search Patterns and Experience with Radiological Images, *Radiology*, **103**, 523-528.
- Lamar, E. S. (1946), Visual Detection, In *Koopman, B. O. (ed) Search and Screening*, OEG Report **56**.
- Megaw, E. D. (1979), Factors Affecting Visual Inspection Accuracy, *Applied Ergonomics*, **10**(1), 27-32.
- Megaw, E. D. and Bellamy, L. J. (1979), Eye Movements and Visual Search, In *Clare, J. N. and Sinclair, M. A. (eds) Search and Human Observer*, Talyor and Francis, London, 65-73.
- Morawski, T. B., Drury, C. G. and Karwan, M. H. (1980), Predicting Search Performance for Multiple Targets, *Human Factors*, **22**, 707-718.
- Trevedi, K. S. (1982), *Probability and Statistics with Reliability, Queuing and Computer Science Applications*, Prentice\_Hall Inc., NJ
- Toef, A., Bili, P, and Valetton, J. M. (1999), A Test of Three Search and Detection Models, *SPIE Conference on Targets and Backgrounds : Characterization and Representation V*, SPIE Vol 3699, 323-334.