

시간 압박이 시각 탐색 전략에 미치는 영향 모델링

최윤형 · 명노해[†]

고려대학교 산업경영공학과

Modeling Time Pressure Effect on Visual Search Strategy

Yoonhyung Choi · Rohae Myung[†]

Department of Industrial Management Engineering, Korea University

The previous Adaptive Control of Thought-Rational (ACT-R) cognitive architecture model has a limitation in that it cannot accurately predict human visual search strategy, because time effect, one of important human cognitive features, is not considered. Thus, the present study proposes ACT-R cognitive modeling that contains the impact of time using a revised utility system in the ACT-R model. Then, the validation of the model is performed by comparing results of the model with eye-tracking experimental data and SEEV-T (SEEV-Time; SEEV model which considers time effect) model in “Where’s Wally” game. The results demonstrate that the model data fit fairly well with the eye-tracking data ($R^2 = 0.91$) and SEEV-T model ($R^2 = 0.93$). Therefore, the modeling method which considers time effect using a revised utility system should be used in predicting the human visual search paradigm when the available time is limited.

Keywords: Visual Search Model, Bottom Up, Top Down, Time Pressure Effect, ACT-R

1. 서론

사람의 시각 탐색은 핸드폰 어플리케이션을 사용하거나 새로운 컴퓨터 프로그램의 사용법을 익히기 위해 정보를 탐색하는 것과 같이 사용자와 컴퓨터간의 활동에서 일상적으로 사용되는 처리과정으로서 Human-Computer Interaction(HCI) 및 인간공학 분야에서 많은 연구(Halverson and Hornof, 2011; Jung, 2015; Kujala and Saariluoma, 2011; Ling and Van, 2004; Tuch *et al.*, 2009)가 진행되고 있다. 특히 Halverson and Hornof(2011)에 의하면, 인지 아키텍처를 이용한 시각 탐색 모델은 사람이 언제, 어떠한 시각 정보를 지각하고 그 정보를 어떻게 처리하는지에 대한 깊은 이해를 얻기 위하여 사용되었다. 그 중에서도 ACT-R(Adaptive Control of Thought-Rational; Anderson, 2007) 인지 아키텍처는 여러 인지 아키텍처 중에서도 인간의 인지과정을 하위수준에서 가장 세부적이고 정량적으로 묘사할 수 있는 아키텍처로 인정받고 있으며, ACT-R/PM(ACT-R/

Perceptual and Motor; Byrne and Anderson, 1998), EMMA(Eye Movements and the Movement of Attention; Salvucci, 2001), 그리고 PAAV module(Pre-Attentive and Attentive Vision module; Nyamsuren and Taatgen, 2013)과 같은 여러 시각 모듈의 개발을 통해 사람의 시각 탐색을 좀 더 세부적으로 묘사하기 위한 연구가 진행되어왔다.

최근 Choi *et al.*(2015) 연구에서는 두 가지의 정보 처리 방식인 상향 처리(bottom up)와 하향 처리(top down)를 모두 고려하고 이미지 특성에 따라 적절한 처리 방식을 선택하는 사람의 시각 탐색 전략에 대한 인지과정을 묘사함으로써 정확한 사람의 시각 탐색을 예측하기 위한 모델링 방법을 제안하였다. 이 방법은 학습을 함으로써 합리적인 분석(rational analysis)을 하는 사람의 인지과정과 관련된 ACT-R의 유용성 시스템(utility system)을 이용하였으며, eye-tracking 장비를 이용한 검증 실험을 통해 통계적인 선형관계가 있음을 보였다. 하지만 시간 압박에 관한 연구에 따르면, 사람은 시간이 제한된 작

이 논문은 2015년도 정부(교육부)의 재원으로 한국연구재단 기초연구사업의 지원을 받아 수행된 연구임(NRF-2015R1D1A1A01060719).

[†] 연락저자 : 명노해 교수, 02841 서울특별시 성북구 안암동 5가, 고려대학교 산업경영공학과, Tel : 02-3290-3392, Fax : 02-929-5888,

E-mail : rmyung@korea.ac.kr

2016년 6월 20일 접수; 2016년 8월 24일 1차 수정본 접수; 2016년 10월 19일 2차 수정본 접수; 2016년 12월 6일 게재 확정.

업을 수행할 때 제한된 시간에 다다를수록 시간 압박을 느끼게 되어 의사결정이나 판단과 같은 인지과정에 영향을 받는다 (Maule and Edland, 1997; Maule *et al.*, 2000; Roskes *et al.*, 2013; Svenson and Maule, 1993). 특히 Johnson(1990) 연구에 의하면 시간 압박을 받은 사람은 목표 대상을 탐색할 때 목표 대상의 특징과 관련된 정보를 기반으로 탐색하는 하향 처리 방식을 주로 선택한다. 하지만 기존에 개발했던 모델링 방법은 주어진 이미지 특성에 따라 학습하여 정보 처리 방식을 선택하기 때문에 시간제한이 존재하는 작업을 수행하는 사람의 시각 탐색 전략에 대한 인지과정을 묘사하기에 부족하다. 따라서 본 연구의 목표는 유용성 시스템의 보상 값(reward) 수정을 통하여 시간 압박에 의해 사람의 시각 탐색 전략이 변화하는 인지과정을 묘사할 수 있는 모델링 방법을 개발하는 것이다.

시간 압박의 영향을 표현한 모델링 방법의 검증은 “윌리를 찾아라” 게임을 이용하여 실험이 수행되었으며, 검증 방법은 사람의 시각 탐색을 eye-tracking 장비를 통해 기록한 결과와 시각 주의에 대한 이론적인 모델인 SEEV 모델의 결과 값을 ACT-R 모델의 결과 값과 비교함으로써 수행되었다.

1.1 ACT-R 인지 아키텍처

본 연구에서 사용한 ACT-R 6.0은 총 8개의 모듈로 구성되어 있으며, 각 모듈들은 사람 뇌의 일정 영역을 나타내고 각각 다른 종류의 정보를 처리한다(Anderson *et al.*, 2004). 이 아키텍처는 선언적 지식(declarative knowledge)과 절차적 지식(procedural knowledge)이라는 두 가지 형태의 지식과 외부 환경의 정보들로부터 지각하거나 운동적으로 반응하는 모듈로 이루어져 있다.

모듈에 대해 자세히 설명하자면, 선언적 모듈은 사람이 경험으로 얻은 정보를 선언적 지식의 처리 단위인 군집(chunk)의 형태로 저장하고 있으며, 이와 같은 정보들을 지각(perceive)하거나 다시 인출(retrieve)하는 역할을 관장한다. 절차적 모듈은 특정 목적을 달성하기 위한 사람의 인지적 행동의 규칙을 관장하며, 특정 조건을 만족하면 실행되는 IF-THEN의 형태의 생산 규칙(production rule)으로 나타낼 수 있다. 목적 모듈(goal module)은 달성하고자 하는 특정 작업의 현재 목적을 군집의 형태로 저장하는 곳이다. 상상 모듈(imaginal module)은 지각된 정보를 군집 형태로 만드는 곳이며, 시각 모듈(visual module)과 청각 모듈(auditory module)은 지각에 관련된 모듈로써 각각 시각 정보와 청각 정보를 처리하는 곳이다. 운동 모듈(manual module)과 음성 모듈(vocal module)은 절차적 모듈로부터 전달받은 대로 운동 모듈의 경우 손으로, 음성 모듈의 경우 음성으로 행동을 취하는 곳이다(Anderson, 2007).

본 연구는 실제 사람의 시각 탐색 모델을 수립하는 것으로 선언적 모듈, 절차적 모듈, 목적 모듈 그리고 시각 모듈이 사용되었다.

2. 시간 압박에 의한 영향을 고려한 사람의 시각 탐색 모델

본 연구에서는 시간 압박의 영향을 고려한 사람의 시각 탐색 모델링 방법을 수립하기 위해 먼저 시간 압박에 따른 사람의 시각 탐색 패턴을 확인할 수 있고 그에 따른 인지과정을 확인할 수 있는 적절한 이미지를 선정할 것이다. 그 다음으로는 선정한 이미지로부터 사용할 수 있는 두 가지의 시각 정보 처리 방식인 상향 처리와 하향 처리의 대표적인 탐색 전략을 각각 정의할 것이다. 네 번째 절에서는 정의한 탐색 전략을 바탕으로 시각 탐색을 하는 사람의 인지과정에 대한 모델 프레임워크를 구성할 것이다. 그 다음 절에서는 시간 압박에 의해 사람의 인지과정이 변화하는 행동을 묘사할 수 있는 모델링 방법에 대해 설명하고, 마지막 절에서는 본 연구에서 실험 외의 검증 방법인 SEEV 모델에 대해 설명하겠다.

2.1 “윌리를 찾아라” 게임

게임은 실제 환경에서와 같이 지각, 의사결정 그리고 행동 실행 등과 같은 복잡한 인지과정을 요구한다(Green and Bavelier, 2004). 또한 통제된 환경을 통해 보고자 하는 인지과정을 효과적으로 살펴볼 수 있다(Nyamsuren and taatgen, 2013). 따라서 게임은 사람의 인지과정을 살펴볼 수 있는 효과적인 도구가 될 수 있다.



Figure 1. An Example Image from “Where’s Wally” Game

그 중에서 “윌리를 찾아라” 게임은 신경 심리학 또는 신경 과학과 같은 분야에서 사람의 시각 탐색 패턴을 분석하여 인지과정과 학습과정을 연구하기 위해 사용되어왔다(Credidio *et al.*, 2012; Vangkilde and Habekost, 2010). 따라서 본 연구에서는 시간 압박에 따른 인지과정을 묘사하고 이를 검증하기 위하여 <Figure 1>과 같은 “윌리를 찾아라” 게임을 선정하였다.

“윌리를 찾아라” 게임은 미국, 캐나다 등에서 “윌도를 찾아라”라고도 알려져 있으며, 영국 삽화 작가인 Martin Handford 라는 사람에 의해 만들어진 어린이 책에 기반을 두고 있다. 이 게임의 목표는 많은 수의 다양한 인물들과 사물들이 매우 뾰뾰하게 그려진 복잡한 그림 속에서 윌리를 찾는 게임이다. 윌

리의 특징은 빨간색과 하얀색 줄무늬가 있는 티셔츠를 입고 있으며, 털실 방울이 달린 모자를 쓰고 안경을 착용했다는 것이다.

2.2 현저성(상향 처리)

상향식 처리 방식은 지각한 자극을 기반으로 정보를 처리하는 방법으로 목표 대상을 찾기 위해 각각의 객체들에게 시각 주의를 이동시키며 탐색하는 방법이며 주로 현저성에 영향을 받는다.

현저성은 어떤 위치에서의 색(color), 방향(orientation), 동작(motion), 밝기(intensity) 등이 주위와 얼마나 다르냐에 따라 결정되는 것으로 사람의 시각 탐색에 있어서 상향식 처리(bottom-up)에 해당하는 대표적인 시각 탐색 전략이다(Koch and Ullman, 1985). 그리고 사람의 주위가 이끌려지는 현저성 영역은 가장 두드러진 곳을 지형적으로 배열한 ‘현저성 지도(saliency map)’를 통해서 나타낼 수 있다(Niebur, 2007). 또한, Walther(2006)가 개발한 MATLAB의 saliency toolbox을 이용하면 색, 밝기, 방향 대비가 다른 위치보다 두드러진 영역을 정량적으로 계산한 현저성 지도를 만들 수 있다. 그 예로 <Figure 2>는 <Figure 1>에 대한 saliency toolbox의 결과로써 원으로 표시된 세 영역이 <Figure 2>에서의 현저성 영역에 해당한다.

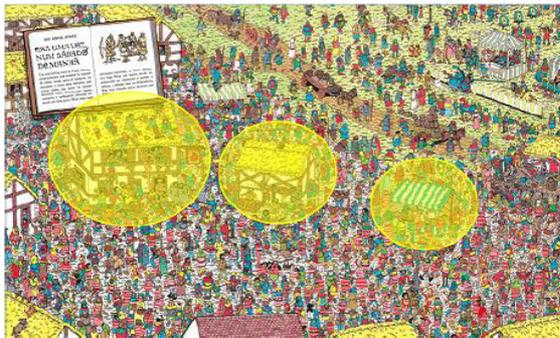


Figure 2. High Salient Regions of an Image

2.3 목표 대상의 특징(하향 처리)

찾고자 하는 목표 대상의 방향이나 색과 같은 특징은 하향 처리 기반의 정보가 될 수 있다(Wolfe et al., 2003). 그리고 목표 대상의 특징과 같은 정보를 바탕으로 하향 처리 기반의 시각 탐색 전략은 효율적이며 빠른 시각 탐색을 가능하게 한다.

예를 들면, 이미지 속에서 빨간 사과를 찾으라는 작업을 수행하게 되면 수행자는 빨간색이라는 목표 대상의 특징을 기반으로 시각 주의를 옮기는 시각 탐색 전략을 사용할 것이다(Hwang et al., 2007; Pumplun, 2006). 마찬가지로, “월리를 찾아라” 게임에서 월리라는 목표 대상을 찾을 때 사람들은 빨간색과 하얀색의 줄무늬가 들어간 셔츠와 빨간 방울이 들어간 모자와 같은 월리의 특징과 관련된 정보를 바탕으로 시각 주의



Figure 3. Top Down Region of an Image

를 이동시킬 것이다. 위와 같은 시각 패러다임에 따라서, “월리를 찾아라” 게임에서의 하향 처리 기반의 영역은 <Figure 3>과 같이 월리의 특징과 관련된 정보가 밀집되어 있는 이미지 하단이 될 것이다.

2.4 모델의 프레임워크

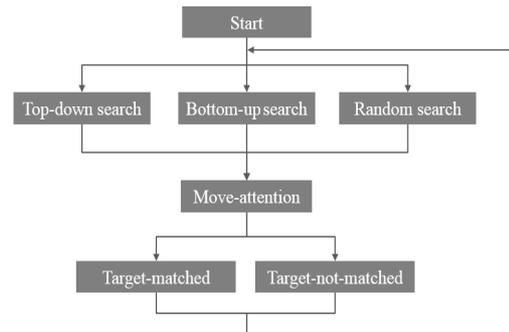


Figure 4. Production Rules of the Model

본 연구에서의 모델 프레임워크는 Choi et al.(2015) 연구를 기반으로 <Figure 4>와 같이 시각 탐색을 하는 사람의 인지과정을 설정하였다. 간략하게 설명하자면, 모델 프레임워크는 상향 처리, 하향 처리 그리고 임의선택이 각각 하나의 생산규칙으로 정의되고 이 세 가지의 생산규칙들 중 하나의 생산규칙이 선택되어 사람의 시각 탐색을 묘사한다. 여기서, 세 가지의 생산규칙 중 한 가지가 선택되는 기준은 각 생산규칙의 유용성(utility) 값에 의해 선택되어진다. 유용성 값은 같은 조건을 가진 생산규칙이 있을 때 한 가지의 생산규칙을 선택할 때 기준이 되는 값으로서 높은 값을 가진 생산규칙은 다른 생산규칙에 비해 선택될 확률도 높다. 그리고 생산규칙의 유용성 값과 선택될 확률은 아래의 두 식에 따라 계산된다.

$$U_i(n) = U_i(n-1) + \alpha[R_i(n) - U_i(n-1)] \quad (1)$$

$U_i(n)$ 와 $U_i(n-1)$ 는 생산규칙 i 의 n 번째와 $n-1$ 번째의 유용성 값, $R_i(n)$ 은 생산규칙 i 가 n 번째 실행되었을 때 보상(reward) 값, 그리고 α 는 선택했던 생산규칙의 유용성 값과 그

생산규칙을 실행했을 때 받는 보상 값의 차이에 대한 학습 비율(learning rate)로써 기본 값은 0.2이다.

$$probability(i) = \frac{e^{U_i/\sqrt{2}s}}{\sum_j e^{U_j/\sqrt{2}s}} \quad (2)$$

그리고 식 (2)에 의거한 생산규칙 i 의 선택될 확률은 생산규칙 i 의 유용성 값을 모든 생산규칙 유용성 값의 합으로 나누어 계산된다. 여기서 s 는 유용성의 노이즈(noise) 파라미터(parameter)이다.

처리 방식이 선택된 후에는 시각 주의(attention)를 이동시키는 생산규칙이 실행된다. 주의를 이동한 후에는 현재 주의를 준 객체가 찾고 있던 대상인지 아닌지에 따라 보상을 받는다. 그리고 보상을 받게 되면 식 (1)에 의하여 각 탐색 전략의 유용성이 바뀌게 된다. 예를 들어 상향 처리 방식의 시각 탐색 전략을 선택하여 한 개의 객체로 시각 주의를 옮겼을 때 그 객체가 목표 대상인 경우 상향 처리 전략의 생산규칙이 보상을 받게 될 것이다.

보상을 주는 과정까지 끝났다면 주어진 처리 방식을 선택하는 과정으로 다시 시작하여 모든 단계를 반복한다.

2.5 시간 압박 영향에 대한 모델링 방법

시간 압박에 관한 연구에 따르면, 사람은 시간이 정해진 작업을 수행할 때 얼마 남지 않은 시간에 대해 압박을 느끼게 되어 의사결정이나 판단과 같은 인지과정에 영향을 받는다 (Maule and Edland, 1997; Maule *et al.*, 2000; Roskes *et al.*, 2013; Svenson and Maule, 1993). 그 예로, 시간 압박을 받은 사람은 효율적이고 빠른 탐색 전략인 하향 처리 방식을 주로 선택하는 인지과정을 보인다 (Johnson, 1990; Wolfe *et al.*, 2003). 하지만 기존에 제안했던 시각 탐색 모델은 오직 현재 지각한 객체가 목표 대상인지에 따라서만 고정적인 보상 값을 받고 그로 인해 생산 규칙의 유용성 값이 계산되면서 시각 탐색 전략을 선택하는 인지과정을 묘사하였다. 이 방법으로 묘사된 사람의 인지과정은 제한된 시간에서 작업을 수행하는 사람의 인지과정과 다르기 때문에 시간 압박의 영향을 고려한 수정된 모델링 방법이 제안되어야 한다.

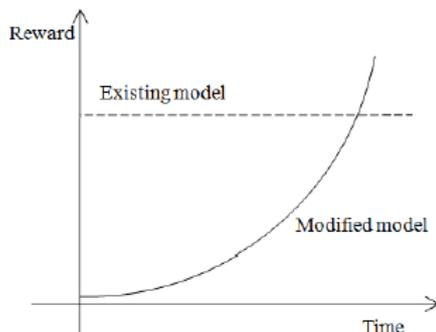


Figure 5. Change of Reward with the Course of Time

Anderson(1993)에 따르면, 사람의 수행도(performance)는 훈련 또는 반복된 시행을 통한 학습에 의해 증가하게 되는데 그 관계가 선형 함수가 아닌 지수 함수로 증가한다. 그리고 ACT-R에서 학습에 관련된 인지과정을 묘사한 것이 유용성 시스템으로, 어떤 생산규칙의 유용성 값, 학습 비율 그리고 보상 값으로 구성되어 있다. 여기서 학습 비율은 0.2인 고정 값으로 설정되고 유용성 값은 초기에 작성자가 직접 설정하게 되는 값이다. 보상 값은 학습을 통해 생산 규칙을 강화하는 정도를 표현하는 요인으로서 보상 값에 의해 생산 규칙의 선택확률이 달라질 수 있다 (Anderson, 2007). 그리고 생산 규칙의 선택확률은 보상 값이나 유용성 값의 절대적인 크기에 대한 의미보다는 생산 규칙간의 상대적인 비교에 의한 확률 계산에 따라 정해질 것이다.

이에, 본 연구에서는 <Figure 5>와 같이 ACT-R에서 사람의 학습 과정을 표현한 유용성 시스템의 보상 값을 고정된 값이 아닌 시간이 지남에 따라 점차 지수적으로 변화하도록 수정하여 시간이 사람의 시각 탐색에 끼치는 영향을 모델링하고자 한다.

2.6 SEEV 모델

SEEV(Salience, Effort, Expectancy, Value) 모델은 어떤 시각 정보를 습득할 것인지에 대해 영향을 미치는 현저성, 노력, 기대, 가치 요인들에 대한 타당한 가정을 기반으로 어느 위치에 얼마나 시각 주의를 할당(attention allocation)할지에 대해 정량적으로 계산할 수 있는 모델이다 (Wickens *et al.*, 2003). SEEV 모델의 네 가지 요인은 위에서 언급한 현저성, 현재 위치에서 다른 위치로 시각 주의를 옮기는 이동거리에 따른 노력(effort), 찾고자 하는 목표 대상이 탐색될 것이라 예측되는 영역에 대한 기대(expectancy), 그리고 수행하고 있는 작업과 관련된 시각 정보가 있는 영역에 대한 가치(value)로 구성되어 있다. 또한 현저성과 노력은 주어진 이미지에서 물리적인 특징으로서 계산될 수 있는 요인이기 때문에 상향 처리 요인으로 구분할 수 있으며, 기대와 가치는 작업의 환경적 변화나 작업의 우선순위에 의한 사람의 심성 모형(mental model)에 의해 영향을 받기 때문에 하향 처리 요인으로 구분할 수 있다. 이런 SEEV 모델의 요인들은 최적의 디스플레이 레이아웃을 위한 지침(guidance)을 제공할 수 있다 (Winkens *et al.*, 1997). 이와 같이 SEEV 모델은 사람의 시각 주의 할당에 있어 상향 처리 방식과 하향 처리 방식을 모두 반영한 이론적인 모델이기 때문에 본 연구에서 제안하는 모델링 방법에 대한 검증을 위해 사용되었다.

SEEV 모델을 이용해서 사람의 시각 주의 할당을 정량적으로 계산하기 위해서는 먼저 관심 영역(area of interest; AOI)이 설정되어야 한다. 관심 영역은 수행하고 있는 작업의 관련된 구체적인 정보가 있는 위치이다. 그리고 특정 관심 영역에 시각 주의를 이동할 확률은 아래와 같이 계산된다 (Bundesen, 1990).

$$P(selectAOI_j) = A_j / \sum A \quad (3)$$

여기서 A_j 는 AOI_j 의 주의 가중치(attentional weight)이고, $\sum A$ 는 모든 관심 영역의 주의 가중치의 합이다. 즉, 특정 관심 영역에 선택되어 시각 주의를 할당할 확률은 특정 관심 영역에 대한 SEEV 값을 모든 관심영역의 SEEV 값으로 나눈 확률 값으로 산출될 수 있다.

3. 실험

3.1 실험참가자

본 연구에서는 대학(원)생 10명을 대상으로 실험이 수행되었다. 실험참가자들은 남자가 7명, 여자가 3명이었으며, 이들의 평균연령은 23세, 연령의 표준편차는 2세였다.

3.2 실험장비

실험장비는 <Figure 6>과 같이 Eye-tracking 장비인 FaceLab Eye-Tracking(version 4.2.2)이 사용되었고 분석 프로그램은 Gaze-Tracker software가 사용되었다.



Figure 6. Experimental Environment

3.3 실험방법

본 연구에서는 사람의 시각 탐색에 있어 시간 압박의 영향을 묘사한 모델에 대한 입증을 위해 “월리를 찾아라” 이미지가 사용되었다. 실험에 사용된 이미지는 <Figure 7>과 같으며, 한 명의 월리를 찾는 기존의 “월리를 찾아라” 이미지와는 다르게 다섯 명의 월리를 배치하였고 피험자에게는 여섯 명의 월리를 찾으라고 지시함으로써 시간 압박 대한 영향을 유도하였다. 실험 진행은 피험자를 대상으로 컴퓨터 스크린에 띄운 “월리를 찾아라” 게임으로 실시하였고 수행 시간 40초 동안 목표 대상인 월리를 찾는 시각 탐색 작업을 Eye-tracking 장비를 통해서 피험자들의 시각 주위에 대한 응시 시간을 측정하였다. 작업에 대한 남은 시간은 실험 진행자가 직접 10초 단위로 알려주었다(e.g. 40, 30, 20, 10초). 여기서 40초는 파일럿 테스트를 통해 60초, 50초, 40초를 제한하여 진행한 결과 40초에서 시간

압박을 받았다는 피험자들의 인터뷰를 통해 결정하였다. 또한 실험이 끝난 후에는 피험자에게 언제쯤 시간 압박을 느끼는지 인터뷰를 통해 구체적으로 시간 압박을 느끼는 구간을 산출해 내었다. 모델링 방법에 대한 검증은 “월리를 찾아라” 이미지를 통한 실제 사람의 실험과 SEEV 모델에 의한 결과를 본 연구에서 제안한 방법으로 개발한 ACT-R 모델의 10번의 모의 결과와 비교함으로써 수행되었다. 결과 데이터는 사람의 시각 패턴을 비교하기보다 어느 영역을 얼마나 응시했는지를 비교함으로써 사람의 시각 주의 할당을 잘 묘사했는지를 검증하기 위해 하향 처리 기반의 영역에 응시하는 시간의 비율을 산출하였다.

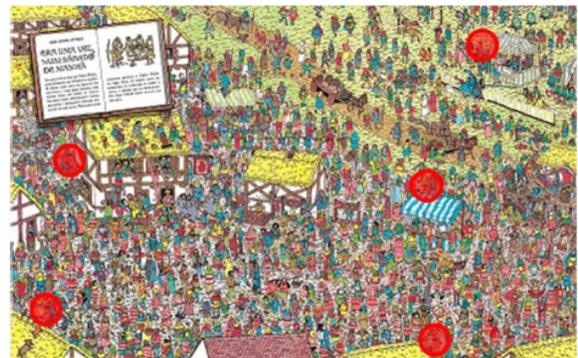


Figure 7. Experimental Image

3.4 시간 압박에 따른 인지과정 변화 모델링

모델은 본 연구에서 앞서 제안한 프레임워크를 기반으로 만들어졌으며, 대기 시간 요인(latency factor) 값과 유용성의 초기 값에 대한 파라미터들은 Choi *et al.*(2015)에서 제안한 값과 같이 설정하였다.

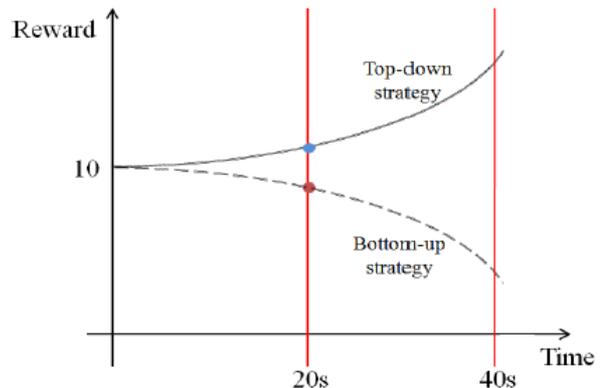


Figure 8. The Change Condition of Reward in the Top Down and Bottom Up Strategies with the Passage of Time

본 연구에서 중요한 것은 사람의 시각 탐색에 있어 시간의 영향을 묘사하기 위한 보상 값 수정 방법이다. 앞에서 언급했듯이, 본 연구에서는 사람의 시각 탐색의 인지과정에 대한 시

간의 영향을 지속적으로 변화하는 보상 값으로 수정함으로써 표현할 수 있음을 가정하였다(Anderson, 1993). 또한 문헌 연구를 통해 알 수 있듯이, 사람의 의사결정이나 판단은 시간 압박에 의하여 하향 처리에 의존하기 때문에 하향 처리 기반의 전략에 대한 보상 값은 지속적으로 증가하고 상향 처리 기반의 전략에 대한 보상 값은 지속적으로 감소하게 설정하였다.

예를 들어, <Figure 8>과 같이 “윌리를 찾아라” 작업을 수행한 지 20초가 지난 시점에서 하향 처리 기반의 전략을 실행하였을 경우 하향 처리 기반의 전략에 해당하는 생산규칙은 파란 점에 해당하는 보상 값을 받게 된다. 반대로 작업을 수행한 지 20초 지난 시점에서 상향 처리 기반의 전략을 실행하였을 경우 상향 처리 기반의 전략에 해당하는 생산규칙은 붉은 점에 해당하는 보상 값을 받게 된다. 즉 시간 압박을 받을수록 하향 처리 기반의 시각 탐색 전략의 생산규칙은 선택받을 확률이 증가하게 되어 문헌 연구의 결과와 같이 주로 목표 대상의 특징을 기반으로 시각 탐색을 수행할 것이다.

3.5 SEEV-T 모델

서론에서 언급했듯이 본 연구에서는 시간 압박의 영향을 표현한 모델링 방법에 대한 검증 방법으로 이론적인 모델인 SEEV 모델의 결과 값과 비교하는 과정이 수행될 것이다. 주어진 이미지에서의 SEEV 값은 네 가지의 요인에 대한 가중치의 합으로 산출할 수 있고 각 요인들의 가중치는 그 특성에 맞게 정량적으로 산출할 수 있다. 자세히 설명하자면, 본 연구에서 현재성의 가중치는 그에 영향을 미치는 특성(색, 밝기 그리고 방향)의 개수에 따라 가중치를 산출하였다(e.g., 특정 관심영역에서 다른 관심 영역보다 두드러지는 특성이 색과 밝기라고 했을 때 2점을 부여하였다). 노력의 가중치는 현재 시각 주의가 위치하고 있는 관심영역에서 얼마나 멀리 떨어져 있느냐에 따라 가중치를 산출하였다(e.g., 특정 관심 영역이 현재 사람의 시각 주의가 할당되어있는 관심 영역과 이웃해 있을 경우 1점, 이웃해 있지 않다면 2점을 부여하였다). 기대에 대한 가중치는 특정 관심 영역에 찾고자 하는 목표 대상이 존재할 것이라고 예상할 수 있다면 1점을 부여하고, 가치에 대한 가중치는 특정 관심 영역에 찾고자 하는 목표 대상과 관련된 정보가 있다면 1점을 부여하였다.

사람의 의사결정이나 판단을 하는 인지과정은 앞선 문헌 연구에 따르면 시간이 제한된 작업을 수행할 때 종료 시간에 임박할수록 시간 압박을 느끼게 되고 그에 따라 하향 처리 기반의 전략을 더욱 선택하는 것으로 변화한다. 하지만 앞서 설명한 사람의 시각 주의 할당을 예측하는 기존의 SEEV 모델의 경우는 시간 압박이 고려되어 있지 않다. 따라서 본 연구에서는 기존의 SEEV의 요인들 중 하향 처리와 관련된 기대와 가치의 요인들을 시간 압박에 의해 가중치가 증가하는 것으로 수정하여 모델 결과와 비교 검증을 수행하였다. 그리고 시간 압박을 고려한 SEEV 모델은 본 논문에서 SEEV-T(SEEV-Time)로 명

명하였다.

위와 같은 방법으로 계산된 각 관심 영역에 대한 시각 주의 할당의 결과 값을 본 연구에서 개발한 모델의 결과 값과 비교하여 모델 검증이 수행될 것이다.

3.6 결과

<Figure 9>는 피험자, 모델 그리고 SEEV-T 모델이 40초 동안 “윌리를 찾아라” 게임을 진행할 때 하향 처리 기반의 영역을 응시하는 시간의 비율을 5초씩 8구간으로 나누어 보여주고 있다. 하향 처리 기반의 영역은 <Figure 3>과 같이 윌리의 특징과 관련된 정보가 밀집되어 있는 이미지 하단이다.

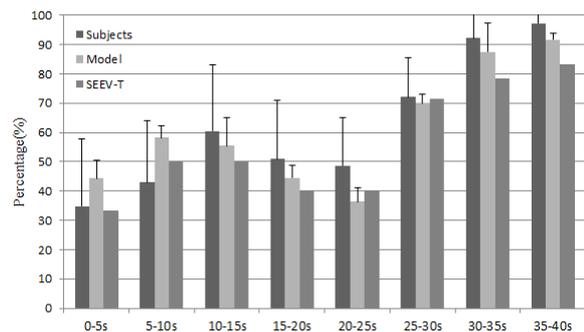


Figure 9. Ratio of Gaze Duration to the Top Down Region for the ACT-R Model, Subjects and SEEV-T Model in Each Frame

그리고 회귀분석을 통해 본 연구에서 개발한 ACT-R 모델의 결과와 실험 결과 그리고 SEEV-T 모델 결과를 비교하였다. 그 결과 피험자의 결과와 ACT-R 모델의 결과에 대한 r-square와 RMSE 값은 각각 0.91과 9.89($\hat{y}_{subject} = -0.254 + 1.027 \times x_{act-r}$, p -value = 0.0013), SEEV-T 모델의 결과와 ACT-R 모델의 결과에 대한 r-square와 RMSE 값은 각각 0.93과 4.90($\hat{y}_{seev-t} = 0.233 + 0.911 \times x_{act-r}$, p -value < 0.001)의 값이 산출되었다. r-square 값은 모델의 결과가 얼마나 설명력이 있는지를 나타내는 지표로 90% 이상의 설명력이 있음을 확인하였고, 이는 기존의 대표적 ACT-R 모델 연구(Salvucci and Taatgen, 2008) 결과와 마찬가지로 인지과정을 하위수준까지 세부적으로 묘사할 수 있는 ACT-R 인지아키텍처 큰 장점이기 때문에 가능하다고 볼 수 있다. 또한 RMSE는 모델이 예측한 값과 실제 환경에서 관찰되는 값의 차이를 다룰 때 사용되는 척도로 본 연구의 결과 값이 작은 것으로 보아 이 또한 모델 결과가 실제 사람의 결과와 큰 차이를 보이지 않음을 볼 수 있었다. 결론적으로 본 논문에서 제안한 ACT-R 시각 탐색 모델이 사람의 시각 탐색과 이론적인 결과인 SEEV-T 모델 모두를 충분히 묘사하고 있음을 볼 수 있다.

실험을 마친 모든 피험자들을 대상으로 언제 시간 압박을 느꼈는지에 대해 인터뷰한 결과 피험자 모두 작업 시간이 10초가 남았을 때 시간 압박을 느꼈다고 대답했다. 또한 <Figure 10>과 같이 피험자의 실험 결과, ACT-R 모델 결과 그리고 SEEV-T 모

델의 결과에 대한 데이터를 0-30초와 30~40초 구간으로 나누어 평균을 비교했을 때도 유의수준 5%에서 실험 결과(p -value = 0.0003), ACT-R 모델 결과(p -value = 0.0004) 그리고 SEEV-T 모델 결과(p -value = 0.047)가 모두 유의한 차이를 보였다.

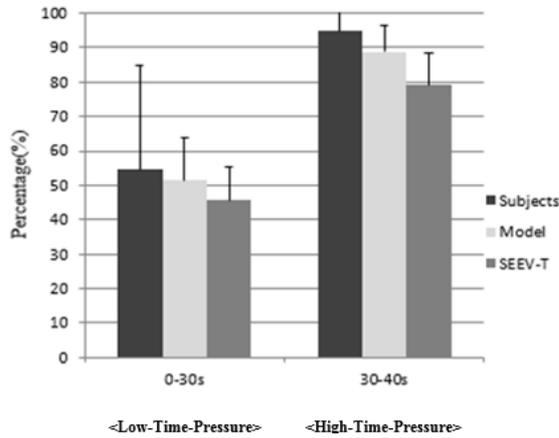


Figure 10. Ratio of Gaze Duration of the Model, Subjects and SEEV-T to the Top Down Region for Each Section

“윌리를 찾아라” 게임의 마지막 10초(30~40s) 동안의 하향 처리 기반 영역에 대한 응시 시간 비율의 평균은 피험자의 경우 94.8%, ACT-R 모델 결과의 경우 85.06% 그리고 SEEV-T 모델의 경우 79.22%로 모두 높은 비율을 보이는데, 이 결과는 시간 압박에 대한 영향으로 하향 처리 기반의 전략을 더욱 많이 선택한 이유로 보일 수 있다. 또한, 0~30s와 30~40s에서의 피험자의 응시 비율의 평균, 모델의 응시 비율의 평균 그리고 SEEV-T 모델의 응시 비율의 평균에 대해 분산분석을 실시했을 때 F-test 검정결과가 모두 유의수준 0.05에서 다르지 않음을 보임으로써(0~30s : p -value = 0.60, 30~40s : p -value = 0.16) 모델이 사람의 시각 탐색에 있어 시간 압박 영향에 의한 인지 과정을 잘 묘사하고 있음을 볼 수 있었다.

<Table 1>은 ACT-R 모델 결과와 피험자 결과의 각 구간별

Table 1. The Ratio of Gaze Duration to the Top Down Region for the ACT-R Model, Subjects and SEEV-T Model in Each Frame

Time frame	ACT-R Mean(std)	Subjects Mean(std)	SEEV-T
0~5s	44.4(6.60)*	34.75(23.19)	33.33*
5~10s	58.3(5.80)*	42.99(21.03)	50.00*
10~15s	55.5(7.80)	60.46(22.50)	50.00
15~20s	44.5(6.60)	50.96(20.17)	40.00
20~25s	36.3(8.90)	48.69(16.48)	40.00
25~30s	70.00(6.60)	72.1(13.51)	71.43
30~35s	87.5(5.50)	92.29(17.24)	78.57
35~40s	91.67(5.80)	97.31(6.02)	83.33

*Significant at the α = 0.05 level.

평균과 표준편차이고 SEEV-T 모델은 각 구간별 기댓값을 보여주는 표이다. 그리고 ACT-R 모델 결과와 피험자의 결과는 독립표본 t -검정을 수행하였고 ACT-R 모델 결과와 SEEV-T 모델의 결과는 일표본 t -검정을 수행하여 통계적으로 유의한 차이가 없는지를 확인하였다.

그 결과 ACT-R 모델 결과와 피험자 결과는 유의수준 0.05하에서 모든 구간이 다르지 않음을 확인할 수 있었다. 하지만 ACT-R 모델 결과와 SEEV-T 결과는 0~5초와 5~10초 구간에서 유의하게 다름을 볼 수 있었다. 이 결과에 대한 의미는 토의에서 고찰할 예정이다.

4. 토 의

결과를 통해 본 논문에서 개발된 시각 탐색 모델이 시간 압박에 따른 사람의 시각 탐색에 대한 패러다임을 정확하게 예측할 수 있음을 볼 수 있었다.

0~30초까지의 하향 처리 기반의 영역에 대한 응시하는 시간의 비율을 보면 피험자의 경우 54.49%, 모델의 결과 값은 51.5% 그리고 SEEV-T model 45.56%로 대략 하향 처리 기반의 전략과 상향 처리 기반의 전략을 50:50의 비율로 선택한 것으로 보인다. 또한 표준편차가 큰 이유는 상향 처리 기반의 전략을 선택했을 경우와 하향 처리 기반의 전략을 선택했을 경우가 랜덤하게 발생했기 때문이다. 이 결과는 목표 대상인 윌리보다 목표 대상이 아닌 객체가 많은 특징을 가진 “윌리를 찾아라” 게임이기 때문에 시간 압박을 느끼지 않는 사람의 시각 탐색을 모델링할 때 하향 처리 기반의 전략과 상향 처리 기반의 전략을 동등하게 고려해야 한다는 모델의 기본가정과 같은 결과이다.

위와 관련해서 결과 <Table 1>에 의하면 0~5초와 5~10초 구간에서는 통계적으로 ACT-R 모델 결과와 SEEV-T 모델 결과는 유의한 차이를 보이는데 이 결과는 모델의 경우 상향 처리와 하향 처리를 동등하게 고려해야함을 가정했지만 SEEV-T 모델의 경우 현저성의 가중치가 최대 3점으로 기대와 가치의 요인의 최대 가중치 값 2점보다 크게 산정되기 때문에 차이가 생기는 것으로 해석할 수 있다. 이를 보완하기 위해 현저성의 가중치 요인에 해당하는 색, 밝기 그리고 방향 중 어느 요인이 좀 더 사람의 시각 주위에 영향을 주는지 대한 정도를 상대 비교하여 다른 가중치의 최대크기와 동등하게 산정될 수 있는 추후 연구가 진행되어야 할 것이다.

또한 피험자의 시각 탐색 패턴이 시간 압박을 느끼기 전에 찾은 윌리의 개수가 영향을 미치는지에 대한 추가적인 분석을 수행하였다. 즉, 이미지 특성에 따른 인지과정 변화가 아닌 온전히 시간 압박에 의해 30~40초 구간에서 하향 처리를 선택했는지를 보기 위해 <Table 2>와 같은 결과를 통해 분석해보았다. 아래 표는 피험자가 시간 압박을 느꼈다고 답한 30~40초 구간을 기준으로 그 전까지 몇 개의 윌리를 찾았는지에 따라 피험자를 분류했고, 그에 따라 하향 처리 기반 영역에 대한 응시 비율의 평균과 표준편차를 계산한 것이다.

Table 2. The Ratio of Gaze Duration to the Top Down Region : Grouped by the Number of Detected Targets within 30s in Each Section

	4 targets Mean(std)	5 targets (std)	p-value
0~30s	47.14(23.47)	59.39(16.52)	0.3229
30~40s	90.36(13.63)	97.75(3.17)	0.5915
p-value	0.0245*	0.0016*	

*Significant at the $\alpha = 0.05$ level.

먼저 30초 이전에 피험자가 찾은 윌리의 개수는 4개와 5개 두 그룹으로 나눌 수 있었고 4개를 찾은 그룹은 4명, 5개를 찾은 그룹은 6명이었다(총 피험자 수 10명). 그리고 그 결과에 따른 통계 분석을 실시하였을 때 4개의 윌리를 찾은 그룹과 5개의 윌리를 찾은 그룹은 모두 시간 압박을 느끼지 못한 구간(0~30초)과 시간 압박을 느낀 구간(30~40초)이 유의미한 차이가 생기는 것을 볼 수 있었다. 또한 같은 구간에서 두 그룹간의 유의한 차이가 있는지를 확인한 결과 모두 유의수준 0.05를 넘어 두 그룹이 다르지 않음을 볼 수 있었다. 위 결과를 통해 시간 압박을 느끼게 되는 마지막 30~40초 구간 이전에 찾은 윌리의 개수는 시간 압박에 의한 사람의 시각 탐색 패턴에 영향을 주지 않는 것을 볼 수 있었다. 즉 서론에서 언급했듯이 이미지 특성에 따라 시각 탐색 전략을 선택한 기존의 시각 탐색 모델은 시간 압박에 따른 인지과정 변화를 묘사하기 부족하기 때문에 본 연구에서 제안하는 모델링 방법이 고려되어야한다.

ACT-R 시각 탐색 모델 방법에 있어 유용성 초기 값의 절대적인 크기에 따라 모델 결과가 영향을 받는지에 대한 분석을 위해 본 연구에서 설정한 초기 값 10보다 큰 20으로 설정하여 <Table 3>과 같이 모델의 결과를 산출하여 비교해보았다. 그 결과는 유의수준 0.05하에서 모든 시간 구간의 하향 처리 기반 영역을 응시한 모델의 비율이 유의미하게 다르지 않음을 확인할 수 있었다. 이 의미는 본 연구에서 주장하고자하는 바와 같이 절대적인 값의 의미가 중요하기보다 상대적인 비교로써 두

Table 3. The Ratio of Gaze Duration to the Top Down Region : Grouped by a Parameter Value in Each Frame

Time frame	parameter = 10 Mean(std)	parameter = 20 Mean(std)
0~5s	44.4(6.6)	44.93(7.46)
5~10s	58.3(5.8)	56.43(2.65)
10~15s	55.5(7.8)	61.09(7.9)
15~20s	44.5(6.6)	47.25(3.9)
20~25s	36.3(8.9)	43.97(9.33)
25~30s	70(6.6)	68.79(4.66)
30~35s	87.5(5.5)	84.29(9.40)
35~40s	91.67(5.8)	90.43(4.84)

*Significant at the $\alpha = 0.05$ level.

가지의 처리 방식인 상향 처리와 하향 처리의 유용성 차이에 따른 전략 선택으로 사람의 시각 탐색을 묘사하는 것이 틀리지 않음을 볼 수 있었다.

본 연구에서 제안한 모델링 방법은 이미지 특성만을 고려한 기존의 Choi et al.(2015) 연구에서 시간 압박이라는 외적 요인에 의한 인지과정 변화를 추가적으로 고려하여 좀 더 실제와 같은 사람의 시각 탐색을 정확하게 묘사할 수 있다.

5. 결론

본 연구는 시간 압박에 의해 사람의 시각 탐색이 영향을 받을 수 있다는 문헌연구를 바탕으로 시간 압박에 의한 영향을 고려한 사람의 시각 탐색 모델 방법을 개발하였다. 그리고 본 연구에서는 제한된 시간에 근접할수록 느끼는 시간 압박에 의해 상향 처리보다 하향 처리를 더 많이 선택하는 사람의 시각 탐색에 대한 인지과정을 유용성 시스템에서의 보상 값의 변화로써 묘사할 수 있었다. 이에 대한 검증 실험은 “윌리를 찾아라” 게임을 통해 수행하였고, ACT-R 모델과 피험자 그리고 SEEV-T 모델에 대한 하향 처리 기반 영역의 시간 비율이 통계적으로 선형관계를 가짐을 보임으로서 ACT-R 모델이 사람의 시각 탐색을 정확하게 예측하고 있음을 확인하였다. 또한, ACT-R 모델의 마지막 10초 동안에는 시간 압박에 의해서 하향 처리 기반의 영역을 높은 비율로 응시하였는데, 이 결과는 피험자와 SEEV-T 그리고 모델의 응시 비율과 같은 추세를 보이며 통계적으로도 유의하게 다르지 않음을 볼 수 있었다. 이에, 시간을 다루는 위험한 운전 상황이 생겼을 때 또는 운행 중인 항공기의 시스템에 오류가 생겼을 때의 사람의 시각 탐색을 예측하고 그에 맞는 시스템 및 인터페이스를 평가할 때 본 연구에서 개발한 모델링 방법이 적용될 수 있다.

참고문헌

Anderson, J. R. (1993), Problem solving and learning, *American Psychologist*, 48(1), 35.

Anderson, J. R. (2007), *How can the human mind occur in the physical universe?*, Oxford University Press.

Anderson, J. R., Bothell, D., Byrne, M. D., Douglass, S., Lebiere, C., and Qin, Y. (2004), An integrated theory of mind, *Psychological Review*, 111(4), 1036-1060.

Bundesden, C. (1990), A theory of visual attention, *Psychological review*, 97(4), 523.

Byrne, M. D. (2001), ACT-R/PM and menu selection : Applying a cognitive architecture to HCI, *International Journal of Human-Computer Studies*, 55(1), 41-84.

Choi, Y., Oh, H., and Myung, R. (2015), Modeling of Visual Search based on Saliency and Scene-context in Real-world Images, *Journal of the Korean Institute of Industrial Engineers*, 41(4), 389-395.

Credidio, H. F., Teixeira, E. N., Reis, S. D., Moreira, A. A., and Andrade Jr, J. S. (2012), Statistical patterns of visual search for hidden objects,

- Scientific reports*, 2.
- Green, C. S. and Bavelier, D. (2006), The cognitive neuroscience of video games, *Digital media : Transformations in human communication*, 211-223.
- Halverson, T. and Hornof, A. J. (2011), A computational model of “active vision” for visual search in human-computer interaction, *Human-Computer Interaction*, 26(4), 285-314.
- Hwang, A. D., Higgins, E. C., and Pomplun, M. (2009), A model of top-down attentional control during visual search in complex scenes, *Journal of Vision*, 9(5), 25-25.
- Johnson, E. J. (1990). The adaptive decision maker : Effort and accuracy in choice, *Insights in decision making : A tribute to Hillel J. Einhorn*, 129.
- Jung, K. (2015), Legible and preferred korean sizes for various colors and fonts, *Journal of the Korean Institute of Industrial Engineers*, 41(1), 59-63.
- Koch, C. and Ullman, S. (1985), Shifts in selective visual attention : towards the underlying neural circuitry, *Human Neurobiology*, 4(4), 115-141.
- Kujala, T. and Saariluoma, P. (2011), Effects of menu structure and touch screen scrolling style on the variability of glance durations during in-vehicle visual search tasks, *Ergonomics*, 54(8), 716-732.
- Ling, J. and Van Schaik, P. (2004), The effects of link format and screen location on visual search of web pages, *Ergonomics*, 47(8), 907-921.
- Maule, A. J. and Edland, A. C. (1997), The effects of time pressure on human judgment and decision making, *Decision making : Cognitive models and explanations*, 189-204.
- Maule, A. J., Hockey, G. R. J., and Bdzola, L. (2000), Effects of time-pressure on decision-making under uncertainty : changes in affective state and information processing strategy, *Acta psychologica*, 104(3), 283-301.
- Niebur, E. (2007), Saliency map, *Scholarpedia*, 2(8), 2675.
- Nyamsuren, E. and Taatgen, N. A. (2013), Pre-attentive and attentive vision module, *Cognitive Systems Research*, 24, 62-71.
- Pomplun, M. (2006), Saccadic selectivity in complex visual search displays, *Vision research*, 46(12), 1886-1900.
- Roskes, M., Elliot, A. J., Nijstad, B. A., and De Dreu, C. K. (2013), Time pressure undermines performance more under avoidance than approach motivation, *Personality and Social Psychology Bulletin*, 39(6), 803-813.
- Salvucci, D. D. (2001), An integrated model of eye movements and visual encoding, *Cognitive Systems Research*, 1(4), 201-220.
- Salvucci, D. D. and Taatgen, N. A. (2008), Threaded cognition : an integrated theory of concurrent multitasking, *Psychological review*, 115(1), 101.
- Svenson, O. and Maule, A. J. (Eds.). (1993), *Time pressure and stress in human judgment and decision making* (pp. 133-144), New York, NY : Plenum Press.
- Tuch, A. N., Bargas-Avila, J. A., Opwis, K., and Wilhelm, F. H. (2009), Visual complexity of websites : Effects on users’ experience, physiology, performance, and memory, *International Journal of Human-Computer Studies*, 67(9), 703-715.
- Vangkilde, S. and Habekost, T. (2010), Finding Wally : prism adaptation improves visual search in chronic neglect, *Neuropsychologia*, 48(7), 1994-2004.
- Walther, D. (2006), Interactions of visual attention and object recognition : computational modeling, algorithms, and psychophysics, *Phd thesis*, California Institute of Technology.
- Wickens, C. D., Vincow, M. A., Schopper, A. W., and Lincoln, J. E. (1997), *Computational models of human performance in the design and layout of controls*, CSERIAC State of the Art(SOAR) Report. Wright-Patterson AFB : Crew Systems Ergonomics Information Analysis Center.
- Wickens, C. D., Goh, J., Helleberg, J., Horrey, W. J., and Talleur, D. A. (2003), Attentional models of multitask pilot performance using advanced display technology, *Human Factors : The Journal of the Human Factors and Ergonomics Society*, 45(3), 360-380.
- Wolfe, J. M., Butcher, S. J., Lee, C., and Hyle, M. (2003), Changing your mind : on the contributions of top-down and bottom-up guidance in visual search for feature singletons, *Journal of Experimental Psychology : Human Perception and Performance*, 29(2), 483.