

# 게임에서의 절차적 생성 기술(PCG)

IT University of Copenhagen | 정윤경 · 배병철\*

## 1. 개요

게임은 오랫동안 오락 목적으로 활용되어 왔다. 그러나 최근 컴퓨터 그래픽과 시뮬레이션 기술의 발전, 스마트폰의 보급으로 인해 어디서나 게임을 즐길 수 있게 되면서 게임은 교육, 훈련, 헬스케어, 고령화 문제에 이르기까지 그 활용 분야를 확대하고 있다. 게임이 현실적인 문제를 다루게 되면서, 게임은 인간의 지능을 모사하려는 인공지능의 학습 기술을 실제 문제에 응용하는 최적의 플랫폼으로서 활용되고 있다.

초창기 게임 지능이 NPC(Non-Player Character)의 행동 제어나 경로 찾기(path-finding) 문제를 해결하는데 주로 초점을 맞추었다면, 최근에는 게임 콘텐츠를 자동으로 생성하는 연구가 활발히 진행되고 있다. 게임 콘텐츠는 지도, 지형, 레벨, 스토리, 퀘스트, 적, 게임 규칙, 게임 전략, 아이템, 카메라 등 게이머의 경험에 영향을 미칠 수 있는 설정 가능한 요소를 포괄적으로 포함한다. PCG 기술에서는 게이머의 플레이 경험에 영향을 미치지 않는 선택적 콘텐츠는 다루지 않는다고 정의하고 있지만[31], 어떤 콘텐츠가 선택적인지는 게임에 따라 달라진다. 예를 들면, 게임 환경내의 나무나 장식품들은 일반적으로 선택적 요소로 인식되는데, 최근 페이스북(Facebook) 기반 소셜 게임으로 개발된 Petalz<sup>1)</sup> 게임에서는 꽃의 모양을 게이머가 선택하고 다른 사용자의 꽃과 교배시 다음 세대의 꽃 키우는 것이 게임플레이의 핵심이다. 그 동안 선택적 요소로 인식되어 왔던 조명이나 음악 역시 게임의 특성에 따라 필수 요소로 간주될 수 있다. 이러한 게임 콘텐츠를 게임 디자이너가 아니라 기계가 자동으로 생성

하는 기술을 절차적 콘텐츠 생성(PCG; Procedural Content Generation)이라 부르며 유전자 알고리즘, 결정 트리, 인공 신경망, 탐색 등의 수학 기반 기계학습 기술을 주로 이용한다.

PCG는 게임 산업에 실질적으로 적용될 수 있는 기술이다. [31]에 따르면, 게임 디자이너와 개발자가 담당하는 노동 집약적 업무를 자동화하고, 나아가 게이머의 다양한 스킬 수준과 선호를 반영하여 콘텐츠를 생성함으로써 개인적 경험을 효과적으로 향상시키는 데에 기여할 수 있다. 또한, 게임 디자이너가 생각하지 못했던 새로운 개념의 게임을 창안하거나 디자이너가 창의적인 디자인을 할 수 있도록 돕는 역할을 하기도 한다. 참고로, 게임 디자인 분야에서도 PCG기술은 도구(Tool), 재료(Material), 디자이너(Designer), 그리고 도메인 전문가(Domain Expert) 등의 역할을 할 것으로 기대하고 있다[13].

PCG 개념을 창안한 덴마크 코펜하겐의 ITU(IT University of Copenhagen) 컴퓨터 게임 연구 센터(Center for Computer Games Research)에서는 고전적 게임인 슈퍼 마리오 게임의 레벨 생성에서부터 우주선 디자인, 교육용 멀티플레이어 게임의 퀘스트 생성에 이르기까지 다양한 종류의 게임 콘텐츠에 PCG 기술을 적용하고 있다.2) 본 고에서는 기계학습 기반의 PCG 기술이 적용된 사례를 고찰하고 문제점과 향후 동향에 대하여 논하고자 한다.

### 1.1 PCG 기술의 구성 요소

본 장에서는 PCG기술의 세 가지 기본 요소, 즉 콘텐츠 표현 방식, 콘텐츠 생성 기술, 콘텐츠의 평가 방법에 대해 기존에 ITU 연구진이 발표한 논문[31]을 바탕으로 간략히 설명한다.

첫째, 게임 콘텐츠는 기계 학습 기술이 다룰 수 있는 방식으로 표현되어야 한다. 예를 들어, 플랫폼 게임 레

\* 본 논문은 유럽 연합 펀드 FP7 ICT project SIREN(project no: 258453)에 의해 지원받아 작성되었다. 본 논문의 작성에 도움을 준 ITU Center for Computer Games Research 그룹의 Georgios Yannakakis와 Julian Togelius, Antonios Liapis, Noor Shaker에 특별한 감사를 전한다.

1) <http://petalzgame.com/>

2) <http://game.itu.dk/pcg/>

벨의 경우 장애물을 디스플레이에 뿌려진 화소 배열로 표현할 수도 있고, 장애물의 넓이와 높이로 표현할 수도 있다. 어떤 방식이건간에 콘텐츠 생성 알고리즘이 다룰 수 있는 방법으로 표현해야 하며, 그러한 표현구조를 유전자형(genotype)이라 부른다. 반면, 사람이 이해하거나 평가 함수가 해석할 수 있는 표현 구조는 표현형(phenotype)이라 부른다. 가급적이면 저차원으로 표현할 수 있고, 유전자형에서의 변화가 표현형에도 유사한 정도의 변화를 초래하는 국지성이 높은 방식이 적합한데, 유전자형의 가능한 공간을 완전히 탐색하는 알고리즘이 동시에 표현형이 가능한 공간을 모두 탐색할 것이라 기대되기 때문이다.

두번째, 생성 알고리즘으로는 기계 학습 기술이 선호되는데, 그 이유는 게임 디자이너가 예상하지 못한 새로운 콘텐츠를 게이머의 게임 플레이나 평가 함수에 맞추어 생성하고자 하는 PCG 기술의 목표 때문이다. 따라서, 기호적 또는 절차적 방식의 인공지능 기술은 상대적으로 배제되며, PCG 기술이 의도하는 콘텐츠는 특정값의 입력에 대해 출력값이 완전히 예측 가능한 것도 아니고 그렇다고 전혀 무작위한 콘텐츠도 아니어야 한다. 따라서, 결정적 알고리즘에 무작위성이 보완된 진화 알고리즘이 PCG 기술의 콘텐츠 생성 방법으로 선호되고 있다.

셋째, 콘텐츠의 생성에 가장 큰 역할을 하는 것은 평가 방법이다. 알고리즘이 특정 콘텐츠를 생성했을 때, 평가 함수는 콘텐츠가 적합한지 여부와 얼마나 적합한지를 수치화하고, 이 수치가 가장 높은 콘텐츠가 다음 세대를 생성하는 부모 콘텐츠로 선정되어 최종 콘텐츠 생성에 기여하기 때문이다. 평가 함수를 어떻게 선정하느냐에 따라 생성되는 콘텐츠의 질이나 성능도 현격하게 차이가 난다. 또한, 평가 함수가 이해할 수 있도록 콘텐츠가 표현되어야 하기 때문에 위에서 첫번째 요소로 언급한 표현 구조에도 영향을 미친다.

요약하면, PCG기술에서 생성 알고리즘은 기존의 기계학습 방법을 이용하고 있으며, 세번째 요소인 평가 함수가 콘텐츠 생성에 절대적인 영향을 미치는데 이는 첫번째 요소인 표현 방식을 결정하게 된다. 즉, 생성하려고 하는 콘텐츠를 정의하는 것과 이 콘텐츠를 어떻게 수치화하는가가 중점 과제이다. 평가 방법에는 크게 세 가지가 있는데, a) 디자이너가 특정 제약 조건을 지정하는 방법, b) 게이머가 시스템과 인터랙티브하게 콘텐츠를 평가하는 방법, c) 평가함수를 정의하는 방법이 있다[33]. 이 중, 게이머가 콘텐츠를 평가하는 방법을 경험에 의한 절차적 콘텐츠 생성(EDPCG; Experi-

ence-Driven Procedural Content Generation)이라 부르며 특히 수학적, 객관적인 평가 함수를 정의할 수 없는 경우나 미학적인 평가처럼 주관적인 경우, 그리고 개인의 선호도에 맞추어 생성하는 경우 주로 사용된다[10,11,16,21,23,24,27,32]. EDPCG는 인공지능의 사용자 모델링 분야와 밀접하게 연관되어 있으며, 보다 자세한 것은 야나카키스와 토겔리우스(Yannakakis and Togelius)의 관련 논문[33]을 참고하기 바란다.

## 2. 콘텐츠별 PCG 기술

### 2.1 레벨

게임 레벨 디자인은 플랫폼 기반 게임<sup>3)</sup>에서 플레이 가능한 게임 공간, 구체적으로는 플랫폼과 장애물 등을 설계하는 것을 의미한다[26]. ITU의 셰이커(Noor Shaker) 등은 [23,24]에서 오픈 소스인 무한 마리오 브라더스(Infinite Mario Bros)<sup>4)</sup>에서 사용되는 플랫폼을 게임 사용자의 최적 경험을 위해 자동으로 디자인하는 연구를 진행해 왔다. 여기서 레벨은 플랫폼간 틈의 갯수, 틈의 평균 넓이, 장애물의 수와 배치, 박스의 갯수 등의 매개 변수를 이용하여 표현한다. 그 외 게이머의 경험을 예측하기 위해 다양한 액션을 수행하는 데에 소요되는 시간, 플레이어의 게임 액션, 플레이어의 입력, 아바타의 사망 횟수와 원인 등을 게임 플레이의 특징점으로 기록한다. 데이터 수집을 위해 게임 사용자는 한 쌍의 게임을 수행한 후 두 게임간의 선호도를 도전

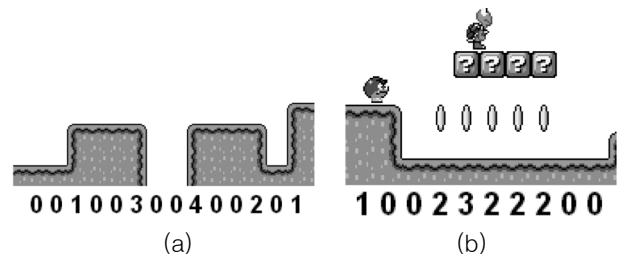


그림 1 (a) 플랫폼 디자인을 숫자로 표현: 0은 평평한 구조, 1은 높이가 증가, 2는 높이가 감소, 3은 끝, 4는 시작을 의미한다. (b) 아이템의 표현: 0은 아이템이 없는 것, 1은 적의 존재, 2는 동전의 존재, 3은 적과 동전이 동시에 존재함을 의미한다[23].

3) 고전 게임인 동키 콩(Donkey Kong, 닌텐도사 1981 출시)과 슈퍼 마리오 브로스(Super Mario Bros, 닌텐도사 1985년 출시), 아케이드 게임인 버블버블(Bubble Bobble)부터 최근작인 스마트폰 기반 두들점프(Doodle Jump, Lima Sky사 2009년 출시)와 틴틴의 모험(the Adventures of Tintin, Ubisoft사 2011년 출시) 등 주로 점프 액션을 이용하여 플랫폼간 이동하면서 떨어지지 않는 것이 목표이다.

4) <https://mojang.com/notch/mario/> 에 오픈소스가 공개되어 있다.

(Challenge), 몰입(Engagement), 좌절감(Frustration)의 측면에서 결정하고, 이를 게임 레벨을 표현하는 변수 및 특징점과 함께 시퀀스 마이닝(Sequence Mining)과 신경망을 이용하여 사용자의 게임 경험 예측에 사용하였다. 사용자 모델이 구축되면, 도전, 몰입, 좌절감 중 특정 효과를 최대화하는 레벨 디자인을 찾기 위해 진화 알고리즘을 사용한다.

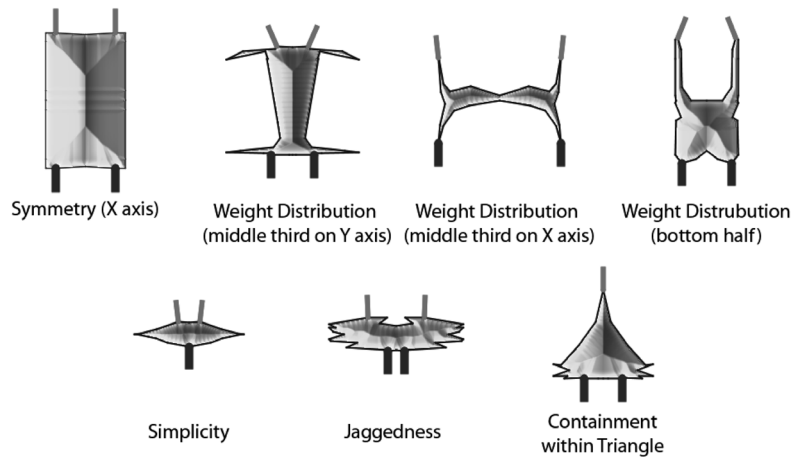
쉐이커가 시도한 위의 방식은 다른 게임의 레벨 디자인에도 활용되었다. 주어진 리소스를 최대한 공평하게 두 팀에 배분하는 프로토타입 게임[10]에서는 레벨 디자인(레벨 레이아웃의 크기, 레벨을 수행한 시간, 두 개의 팀에 할당된 리소스의 수) 매개변수 값을 입력받아서 플레이어가 어떻게 분배할 것인지를 신경망 알고리즘을 이용해 예측하고, 이 예측값은 다음 레벨을 생성하기 위한 유전자 알고리즘의 평가 함수에서 활용된다.

이외에도 미국 소재 산타 크루즈 캘리포니아 대학에서 개발한 론치패드(LaunchPad)<sup>5)</sup> 역시 2D 플랫폼 게임에서의 레벨을 생성하는 디자인 저작 도구로 개발되었다. 론치패드는 앞서 소개한 두 방식과 유사한 방식으로 레벨을 표현하지만, 제약 만족 문제(Constraint Sa-

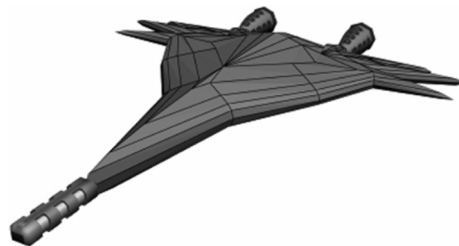
tisfaction Problem) 해결 알고리즘을 사용하며 플레이어 경험을 직접적으로 모델링하기보다는 게임 디자이너가 레벨 디자인시 고려하는 전문가적 지식을 활용하여 플레이어를 모델링하는 데에 차이점이 있다.

## 2.2 아이템

게임 아이템은 게임 환경의 그래픽 자산(Asset)을 의미하며, 캐릭터의 옷 또는 신발처럼 개인의 취향만을 표현하는 단순한 객체부터 무기, 우주선, 건물처럼 복잡한 기능성 아이템까지 다양한 종류가 있다. 미국 센트럴 플로리다 대학의 Evolutionary Complexity 연구 그룹<sup>6)</sup> 디렉터인 케네스 스탠리(Kenneth Stanley) 교수는 2006년부터 진화 알고리즘을 이용하여 게임의 다양한 아이템을 자동으로 생성하는 연구를 진행하고 있다. 센터에서 개발한 GAR(Galactic Arms Race)<sup>7)</sup>은 우주를 배경으로 한 32인 멀티플레이어 슈팅 게임으로 인공지능망의 한 종류인 CPPNs(Compositional Pattern Producing Networks)와 NEAT(NeuroEvolution of Augmenting Topologies) 알고리즘을 이용하여 무기를 진화시켜 생성한다[11]. 다음 세대 부모 선정에 위해 협력



(a) 각각의 미적 특성에 최적치를 보이는 우주선 디자인



(b) 삼각형(Containment within Triangle) 속성 최적치를 보인 우주선의 3D 모델  
그림 2 각각의 미적 특성에 최적치를 보이는 우주선 디자인과 3D[16]

5) <http://users.soe.ucsc.edu/~mjennin1/platformer/platformer.html>에서 시연 가능하다.

6) [eplex.cs.ucf.edu](http://eplex.cs.ucf.edu)

7) <http://gar.eecs.ucf.edu>

적 콘텐츠 진화(Collaborative Content Evolution)의 개념이 사용되었는데, 다수의 플레이어에 의해 가장 많이 발사된 무기가 적합한 것으로 선택된다. 게임 디자이너들이 생각하지 못했던 무려 379,081가지의 다양한 종류의 무기가 한달만에 천여명의 플레이어들의 게임 플레이를 통해 디자인되는 성과를 보였다. 동일한 방식으로 Facebook 플랫폼을 기반으로 개발된 Petalz<sup>8)</sup> 게임에서 꽃을 생성하였다[21].

ITU의 리아피스(Liapis) 등은 CPPN-NEAT 알고리즘에 FI-2Pop(Feasible-Infeasible Two-Population) 유전자 알고리즘 개념을 적용하여 우주선 디자인을 진화시켰다[16]. 우주선 모양 평가 기준으로 대칭성, 하반부의 가중치, x축 중심부의 가중치, y축 중심부의 가중치, 간결성, 뾰족뾰족함, 삼각형에 들어가는 정도 등을 수치화하는 평가 함수를 정의하고 개별 함수에서 출력되는 값 혹은 이들 함수의 조합을 극대화 시키는 방향으로 우주선을 진화시켰다. 개별 함수값을 극대화시킨 우주선의 디자인은 그림 2에 나타나 있다.

최적화된 디자인이 확정되면 2D나 3D 모델로 변환된다. 그림 2의 (b)는 삼각형안에 들어가는 정도를 측정하는(Containment within Triangle) 평가 함수에 의해 최적화된 디자인이 실제 게임에서 사용되기 위한 모델로 변경된 것을 보여준다. ITU의 우주선 디자인이 미적 기준에 맞추어 진화하는 것에 반해, 맥더피와 판타리브(McDuffee and Pantaleev)가 개발한 다중 플레이어 슈팅 게임에서는 무기 발사체의 성능을 최적화시키는 것이 목표이다[18]. 발사체의 속도, 중력, 크기, 상대 플레이어에게 입힌 피해의 정도, 피해의 크기, 장전시 발사 가능한 횟수, 발사 간격 등이 무기의 디자인을 표현하는 매개변수로 사용되며, 평가 함수는 이 매개변수 의 수학적 연산으로 표현된다.

게임에서 사용되는 아이템 생성은 비교적 표현이 쉽고 종류가 다양하며 기존 기계학습 기술을 그대로 이용하기 때문에, 게임 지능에 관심을 갖고 PCG 기술을 도입하고자 하는 인공지능 연구자에게 적합하다. 반면, 아이템을 평가하는 방식이 사람의 주관적 평가에 의존하기 때문에 진화과정에 상당한 노력과 시간이 소요된다. 따라서 이러한 문제를 고려하여 다수의 사용자가 쉽게 접근할 수 있는 웹 또는 스마트폰 플랫폼 기반의 게임을 개발하는 것이 적합할 것이다.

### 2.3 지도 지형

지도 및 지형은 게임 규칙이나 레벨, 아이템과 같이

게임 진행을 위한 필수 요소들 중 하나이다. 일인칭 사격 게임(FPS)이나 롤 플레잉 등 다양한 장르의 게임에서 중요한 역할을 하지만, 특히 전략 게임에서의 게임 플레이에 중요한 영향을 미친다[29,31]. PCG 기술을 이용해 게임 지형이나 지도를 자동 생성할 경우 게임 자체의 수명을 연장할 수 있다는 장점 외에도, 게임 플레이어 각자의 취향과 능력에 맞는 지도 또는 지형을 생성할 수 있다는 장점이 있다(단, 멀티 플레이어 게임의 경우 다양한 사용자의 개성과 취향을 모두 만족시킬 수는 없으므로 가능한 많은 플레이어들의 게임 플레이를 고려한 지도 및 지형을 생성시키는 것이 바람직하다)[29].

앞에서 언급한 것처럼 탐색 기반의 절차적 콘텐츠 생성 기술(Search-Based Procedural Content Generation)은 유전 알고리즘 등을 바탕으로 콘텐츠를 생성한 후 생성된 콘텐츠 후보들의 적합성을 다차원 변수 테스트를 통해 최적의 콘텐츠를 찾는 PCG 방법이다[29,31]. ITU 컴퓨터 게임 연구 센터의 토겔리우스(Togelius) 등은 게임 플레이어 모델링을 통해 레이싱 게임의 트랙을 자동으로 진화시키는 방법과[27], 실시간 전략 게임인 스타크래프트에서 지도를 생성시키는 방법을[30] 각각 제안하였다. 그림 3은 탐색 기반의 절차적 콘텐츠



(a) 레이싱 게임 경험이 많은 플레이어 모델링을 이용한 난이도가 높은 레이싱 트랙



(b) 레이싱 게임 경험이 적은 플레이어 모델링을 이용한 난이도가 낮은 레이싱 트랙

그림 3 사용자 취향 및 능력을 고려하여 진화된 레이싱 트랙. (a)의 레이싱 트랙과 비교해서 (b)의 트랙은 완만한 커브를 갖고 있다[27].

8) <http://finchbeak.com>

생성 기술을 이용해 생성된 레이스 트랙으로 서로 다른 두 플레이어의 취향을 고려하여 진화되었다.

## 2.4 카메라 제어(Camera Control)

영화 또는 사진을 찍을 때 카메라의 위치, 각도, 관점 등을 조작함으로써 극적 효과를 가져올 수 있는 것처럼, 게임 및 가상 환경에서도 관점, 위치, 각도 등으로 표현되는 카메라 프로파일을 자동으로 제어함으로써 최적화된 상태에서 게임을 즐길 뿐 아니라 플레이어의 감정 상태를 제어하려는 연구가 활발히 진행되고 있다[12,31].

게임과 감정 컴퓨팅(Affective Computing)[20], 그리고 PCG 기술을 융합한 선구적 연구 중 하나로서 야나 카키스 등은 메이즈볼(Maze-Ball)이라는 팩맨 게임과 유사한 형태의 3차원 게임을 이용해 카메라 구성 요소가 사용자의 생리적 변화 그리고 전반적인 게임 경험에 미치는 상관 관계를 연구하였다[32]. 메이즈볼 게임에서 플레이어는 90초의 제한된 시간 동안 10명의 인공 지능 약탈자 캐릭터(Predators)를 피해 미로 속에 흩어져 있는 황금을 모으며 점수를 획득한다. 카메라 프로파일에 사용되는 구성 변수로는 대상과의 상대적 거리, 높이, 자연스러운 카메라 이동을 위한 프레임간 카메라 이동 속도의 세 가지 변수를 정의하였다. 실험을 위해 카메라 제어 구성 변수 값의 8가지 가능한 조합을 이용하여 게임을 구성하고, 피실험자가 게임을 하는 동안 생리학적인 변화(심박동수, 피부 전도성, 그리고 혈압)를 IOM 바이오피드백 장치로 측정하고, 플레이어가 주관적으로 판단한 경험(재미, 도전 등의 7가지)을 설문지를 이용한 자기 보고를 통해 수집하였다. 실험 결과, 심박동수와 게임 플레이어가 경험하는 감정들(재미, 지루함, 도전, 좌절감) 사이에 높은 상관 관계가 있음이 나타났다.

## 3. PCG와 스토리

서론에서 언급한 것처럼 PCG 연구에서는 기계 학습 기술이 선호되며 기호 기반 인공지능 기술은 중점 연구 대상이 아니었다. 반면, 스토리는 사람이 이해할 수 있는 사건을 인과 관계와 시간적 순서를 고려하여 배열한 것이기 때문에 무작위적으로 생성될 수 없으며, 의미가 있는 사건을 생성하기 위해 규칙 기반 시스템이나 추론, 계획, 인과관계 그래프 등 기호 기반 기술이 선호된다[1,3,6].

PCG기술과 스토리 생성을 결합하려는 시도로서 ITU의 지아나토스(Giannatos) 등은 인터랙티브 스토리텔링

(Interactive Storytelling)에 많이 사용되는 가지형 그래프의 구성 노드와 에지를 유전자 알고리즘을 이용하여 게임에서 생성하였으며[8], 스토리의 기본 요소 중 하나인 액션을 인공지능 플래닝(Planning) 구조에 기반한 선조건(Precondition) 및 후조건(Postcondition or Effect)으로 표현하고 이를 유전자 알고리즘의 한 종류인 FI-2POP와 스토리의 서스펜스를 측정하는 평가 함수를 이용하여 새로운 액션을 생성하였다[9]. 이렇게 생성된 액션은 게임 디자이너가 선/후조건을 보고 해석하는 과정을 거쳐 의미를 부여 받아 새로운 스토리를 만드는 구성 요소로 사용된다.

스토리 기본 구성 요소를 자동으로 학습하려는 시도는 특히 크라우드소싱(Crowd-sourcing) 기술과 맞물려 진행되고 있다. MIT 미디어랩의 올킨과 로이(Orkin and Roy)는 레스토랑에서 종업원이 손님을 응대하는 상황을 게임<sup>9)</sup>으로 구현하고 이 게임을 사람이 직접 수행한 10,000건의 게임 플레이 데이터를 수집 분석하여 상황에 맞는 행동과 대화를 생성하였다[19]. 조지아 텍의 마크 리에들(Mark Riedl) 교수가 이끄는 엔터테인먼트 지능 연구실(Entertainment Intelligence Lab) 역시 크라우드소싱 기술을 기반으로 다수의 사용자로부터 수집한 방대한 데이터를 활용하여 스토리를 생성하는 연구를 진행하고 있으며[15], 다양한 상황(레스토랑, 데이트 등)에서의 가능한 행동 패턴을 다수의 실제 사용자로부터 지식을 입력받아 가장 공통적인 요소를 추출하여 상황 스크립트를 자동화하는 기술 개발에 매진하고 있다.

게임에서 퀘스트, 즉 게임 플레이어에게 주어지는 임무는 스토리와 밀접한 관계가 있는데, 게임은 책이나 영화처럼 일방적으로 이야기를 전달하는 대신 게이머와의 상호작용을 통해 플레이어가 스토리의 한 부분으로 참여할 수 있는 여지를 마련해야 하기 때문이다. 퀘스트는 게임 플레이어가 스토리에서 해야 할 역할을 알려주기 때문에 연세대 연구진이 수행한 연구처럼[14] 퀘스트가 서로 인과 관계를 맺고 게임 플레이어가 주어진 임무를 성공적으로 완수한 경우 스토리를 완성하는 장치가 된다. [14]에서는 페트리 넷 기술을 이용하여 네버윈터나이트(Never Winter Night) 게임 플랫폼에서 퀘스트 기반 플롯을 구현하고, 게임 히스토리와 베이지언 네트워크를 이용하여 게이머의 유형을 하드코어(hard-core type) 혹은 캐주얼(causal player)중 하나로 파악한 후, 그에 적합한 퀘스트를 생성하였다.

ITU 컴퓨터 게임 연구 센터에서는 EU FP7 프로젝트

9) <http://web.media.mit.edu/~jorkin/restaurant/>

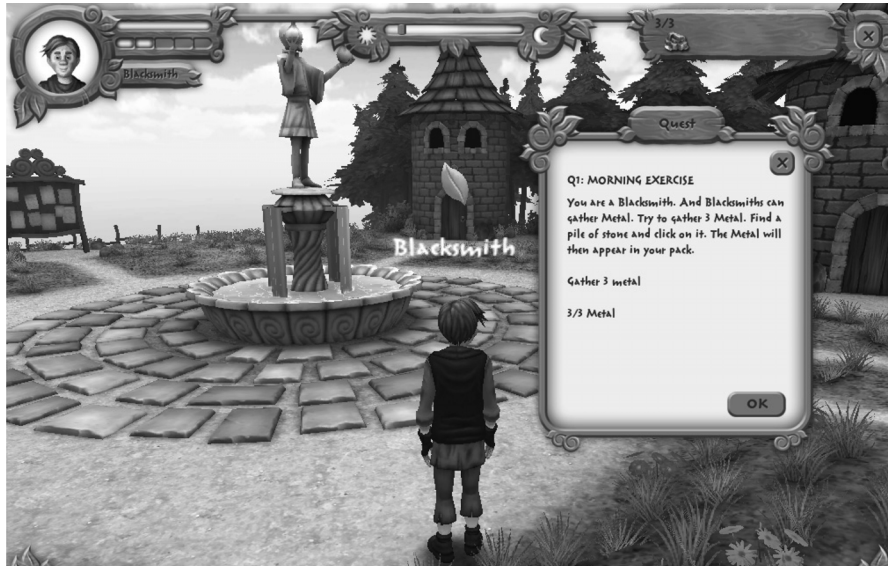


그림 4 SIREN 프로젝트의 Village Voices 게임중 퀘스트가 전달되는 장면

인 사이렌(SIREN: Social games for conflict resolution based on natural interaction)<sup>10)</sup>에서 어린이를 위한 갈등 해소 교육용 게임을 구현하였으며[2,4,5](그림 4), 현재 유럽의 학생들을 대상으로 게임 플레이 데이터를 수집하고 있다. 이 데이터는 학생 사용자의 개별적인 게임플레이에 자동으로 적응하는 퀘스트 생성을 위한 사용자 모델을 구축하는 데에 사용된다. 사용자 모델 구축에는 kNN(K-Nearest Neighbor)이나 신경망 등의 기계학습 기술을 사용하며 퀘스트의 매개변수 설정에는 기본적인 확률 기반 방식을 사용하고 있다.

요약하면, 스토리 기반 PCG의 경우 기계학습 기술보다는 스토리를 표현하는 그래프와 통계적 방식을 사용하는 것이 다른 게임 콘텐츠를 생성할 때 사용되는 기술과의 차이점이라고 할 수 있다.

#### 4. PCG와 게임 산업

인공지능 기술을 사용하지는 않지만, 무작위 방식으로 게임의 콘텐츠를 자동으로 생성하는 기법은 PCG 기술 출현 이전부터 이미 게임에 적용되고 있었다. 1980 년대에 개발된 ASCII 텍스트 기반 게임인 로그(Rogue, 1980)<sup>11)</sup>와 Elite(Acornsoft사 1984 출시)부터 최신작인 토치라이트(Torchlight 2, Runic사 2012 출시)와 문명 V(Civilization, 2010년 출시)에서 PCG의 기본 개념을 이용하여 게임 레벨을 생성한 바 있다. 단순한 픽셀로 구현된 게임인 캐너발트(Canabalt)<sup>12)</sup>는 게이머의 아바

타가 끝없이 계속되는 플랫폼에서 장애물을 피하며 뛰어가는 것이 게임의 핵심이며 아바타가 달린 거리가 곧 게임의 스코어가 된다. 로그와 캐너발트에서는 별도의 데이터가 없이 새로운 레벨을 시작할 때마다 동적으로 레벨을 생성함으로써 저장해야할 정보의 크기를 혁신적으로 줄이면서 무한한 게임플레이를 제공할 수 있다. 또한, 다크스포어(Darkspore, Electronic Arts 사 2011년 출시)에서는 게임에서 적을 생성하며 보더랜드(Borderlands) 시리즈<sup>13)</sup>에서는 무작위적인 방식으로 천 칠백만 종의 무기를 생성한다[22].

밸브(Valve)사의 레프트포데드(Left4Dead)<sup>14)</sup> 게임에서는 절차적 증식(Procedural Population)이라 부르는 기술을 이용하여 적(Enemy)을 생성한다. 항상 특정 장소에서 적이 나타나는 대신 이동경로와 게이머가 볼 수 있는 시야(Potential Visibility)를 고려하여 불특정한 방식으로 적을 생성한다. 이렇게 함으로써 한정적인 게임 맵이 초래하는 예측 가능한 게임플레이의 한계를 극복함으로써 계속하여 게임을 플레이할 수 있도록(Re-playability) 기여한다. 본고에서는 대표적으로 언급되는 게임들만을 다루었으나, 카운터 스트라이크(Counter-Strike), 팀 포트리스(Team Fortress), 데이 오브 디피트(Day of Defeat), 엘리트(Elite), 문명(Civilization), 디아블로(Diablo) 등의 게임에서 PCG의 기본 개념을 활용한 바 있다[26]. 기존의 단순한 아이템을 생성하는 기술에서 한층 더 진보하여 베세스다(Bethesda)사의 2011 년도에 출시된 게임인 엘더 스크롤 스카이림(The Elder

10) <http://sirenproject.eu/>

11) <http://www.hexatron.com/rogue> M. Toy와 G. Wichman가 개발

12) Saltsman, A. 2009. Canabalt. <http://www.adamatonic.com/canabalt/>

13) Gearbox Software. Borderlands, 2009, Borderlands 2, 2012.

14) <http://www.valvesoftware.com/games/l4d.html>



그림 5 Sentient Sketchbook 도구. 화면의 맨 왼쪽은 스케치 에디터이며 오른쪽은 자동으로 생성된 지도를 추천한다. 인터페이스의 중앙에는 지도 표시 메뉴와 지도의 평가 함수값 등을 표시한다[17]

Scrolls V: Skyrim)<sup>15)</sup>에서는 퀘스트를 게이머의 게임플레이에 맞추어 동적으로 생성하는 시도를 하고 있다.

게임 아이템을 자동으로 생성해주는 상업적인 프로그램도 등장하였다. 월드 머신(World Machine)<sup>16)</sup>은 3차원 지형을, 그리고 스피드트리(SpeedTree)<sup>17)</sup>는 3차원 고품질의 나무 모델을 생성한다. 이러한 게임 산업의 요구를 적극적으로 부응하여 학계의 연구 또한 계속되고 있다[17,26]. ITU의 컴퓨터 게임 연구 센터에서 선보인 PCG 기술과 게임 디자인 기능을 결합한 저작 도구에서는 디자이너가 저차원의 지도를 만들면 프로그램은 지도의 플레이 가능여부(Playability)를 테스트한 후, 다양한 평가 기준(Resource safety, Safe area, Exploration)을 기반으로 게이머의 게임플레이(Player balance)를 예측한다[17]. 그림 5에서 이러한 평가값들은 인터페이스의 중간 부분에 표시되어 있으며, 이를 이용해 게임 디자이너는 좀 더 나은 결정을 할 수 있다. 또한, 디자이너가 만든 지도를 기반으로 유전자 알고리즘, FI-2POP, 인공 신경망, 탐색 등의 다양한 알고리즘을 적용하여 얻어진 지도를 오른쪽에 제시함으로써 더 복잡한 지도를 쉽게 만들 수 있도록 한다.

미국 산타 크루즈 대학에서 개발한 저작도구인 론치패드(LaunchPad)[26]는 자동으로 생성된 레벨의 다양성을 평가하기 위해 선형성(Linearity; 레벨이 수평선에 맞추어 배열된 정도)과 관용성(Leniency; 플레이어

가 성공적으로 레벨을 수행할 수 있는 정도)을 정의하였고, 이러한 기준으로 레벨을 시각화함으로써 게임 디자이너가 레벨 선정을 더 쉽게 할 수 있도록 돕는다.

## 5. 과제 및 미래 동향

ITU에서는 매년 PCG 워크숍을 게임 관련 국제 학술대회를 통해 개최하고 있다. FDG(Foundations of Digital Games)와 IEEE 후원의 CIG(Computational Intelligence in Games) 학회에서는 PCG라는 제목으로 개최하고 있으며, AAAI(Association for the Advancement of Artificial Intelligence) 후원의 AIIDE(AI and Interactive Digital Entertainment) 학회에서는 게임 디자인 과정을 위한 인공지능(AI in the Game Design Process)이라는 제목으로 워크숍을 주최한다. PCG 기술은 직접적으로 게임에 활용된다는 장점으로 인해 매년 성황리에 진행되고 있다.

PCG 기술이 현재 게임 산업과 학계에서 모두 주목을 받고 있지만, 여전히 한계는 존재한다. 2013년도 FDG에서 열린 PCG 워크숍에서는 갑작스러운 PCG 기술의 부상으로 인해 해마다 많은 수의 논문들이 발표되고 있으나 논문들의 질적 수준을 객관적으로 평가할 수 있는 시스템 또는 검증에 사용되는 표준 데이터가 없다는 점에 대해서 중점적인 논의가 있었다. PCG에서 다루는 분야는 매우 광범위하며 생성된 결과물을 객관적으로 평가하기 어렵기 때문에 PCG에서 이러한 공통 데이터를 결정하는 것은 쉽지 않다. 예를 들면, 우주선 디자인의 객관적 평가 기준, 게임 환경에서

15) <http://www.elderscrolls.com/skyrim/>

16) <http://www.world-machine.com/>

17) <http://www.speedtree.com/video-game-development.php>



의 지도 지형의 유용성, 평가에 사용되는 기반적 진리(ground truth) 등은 모두 쉽게 결정될 수 있는 사항이 아니다. 요약하자면, ‘무엇’을 검증 대상으로 삼을 것인가와 ‘어떻게’ 객관적으로 평가할 것인가의 문제는 아직 해결되지 않았으며 PCG 관련 연구 커뮤니티에서 지속적으로 논의하고 결정해야 할 사항이다.

이제까지 PCG는 다양한 게임 콘텐츠를 생성하는 데에 초점을 맞추어 왔으며 최근 들어 현실에서 수집 가능한 데이터, 특히 빅 데이터(Big Data)를 적극적으로 이용하여 게임 콘텐츠를 생성하려는 경향을 보이고 있다[34]. 또한 그동안 불가능하다고 여겨왔던 스토리의 기본 단위를 클라우드소싱을 통해 생성하려는 움직임도 활발하다[15,19]. 더 나아가 실세계 데이터를 이용하여 게임을 디자인하는 연구도 진행되고 있는데, 영국 정부가 공개하고 있는 도시별 각종 통계 수치 데이터(날씨, 도시의 인구와 범죄율 등)와 구글이 제공하는 지도 및 거리의 사진을 이용하여 모노폴리 게임을 디자인한 것이 그 예이다[7].

## 6. 결론

절차적 콘텐츠 생성(PCG)은 2000년대 중반부터 시작된 신생 분야로서 게임 산업 성장과 더불어 각광받는 기술이다. PCG 기술은 게임 콘텐츠 창조에 필요한 노동 집약적 수고를 덜면서 나아가 개인 맞춤형 콘텐츠를 제공하는 것이 목표이다. 게임 콘텐츠는 레벨, 게임 환경을 구성하는 아이템(예: 우주선, 무기), 지도 및 지형, 건물 등의 비교적 단순한 객체를 비롯하여 게임 전략 및 적 에이전트 행동 생성, 퀘스트, 스토리, 음악까지 복잡한 콘텐츠를 포함한다. 현재 PCG에서 유일하게 다루지 않는 콘텐츠는 사람의 지능을 종합적으로 모방해야 하는 지능적인 NPC(Non-player Character) 행동 생성이라고 할 수 있다. 최근 PCG 기술의 급격한 부상은 게임 개발에 필수적인 노동 집약적 노력과 방대한 게임 콘텐츠 저장에 필요한 메모리를 줄이려는 게임 산업계의 요구와 부합한 결과이다. PCG 분야의 빠른 양적 성장에 비교하여 연구 성과를 객관적으로 검증할 수 있는 공통 시스템이 없다는 것이 앞으로 해결해야 할 과제이다.

본 논문에서는 콘텐츠별 PCG 기술을 고찰하고 관련 과제와 동향을 조망하였다. 이외에 게임 규칙[25,28], 게임 전략[35], 적의 행동 생성 등 지면의 한계로 다루지 못한 게임 콘텐츠가 있다. 현재까지 PCG는 기계학습 기술, 특히 generate-and-test 기법을 기반으로 하는 진화 알고리즘을 주로 사용해 왔으나, 넓은 범위로

게임 콘텐츠를 자동으로 생성할 수 있는 어떤 알고리즘도 포함할 수 있다. PCG 기술은 공통적으로 플레이어의 경험이나 평가 함수에 의존하여 진화 알고리즘 등을 사용하여 콘텐츠를 생성한다. 콘텐츠의 선정 방식이 게이머의 주관적 판단 혹은 생리학적 신호에 의존하는 경험 기반(Experience-Driven) PCG 기술의 경우, 객관성 확보를 위해 클라우드소싱 방식[10,11,16,21,23,24,27,32]을 사용하여 한계점을 극복하려는 경향이 있다. 그간 PCG에서 잘 다루지 않았던 스토리 생성 분야에도 클라우드소싱 방식을 활용하여 해결하려는 움직임이 가시화되고 있다. 콘텐츠 생성에 클라우드소싱을 적극적으로 이용하려는 추세는 빅 데이터 및 실세계 데이터 수집이 용이해진 현재의 여건과 더불어 인공지능 기술이 실생활 문제를 직접 해결하는 데에도 큰 기여를 할 수 있을 것이다.

## 참고문헌

- [1] B.-C. Bae and R.M. Young. A use of flashback and foreshadowing for surprise arousal in narrative using a plan-based approach. In Proceedings of the 1st International Conference on the Interactive Digital Storytelling, Erfurt, Germany. 2008.
- [2] F. Berger, A. Liapis, and G. Yannakakis. Prototyping an adaptive educational game for conflict resolution. In ITS 2012 Workshop: Emotion in Games for learning, 2012.
- [3] Y.-G. Cheong and R. M. Young. Narrative Generation for Suspense: Modeling and Evaluation. In Proc. of Interactive Storytelling '08, Erfurt, Germany, 2008.
- [4] Y.-G. Cheong, C. Grappiolo, C. Holmgrd, F. Berger, R. Khaled, and G. N. Yannakakis. Towards Validating Game Scenarios for Teaching Conflict Resolution. Games for Learning workshop at FDG, Chania, Greece, May, 2013.
- [5] Y.-G. Cheong, R. Khaled, C. Grappiolo, J. Campos, C. Martinho, G. P. D. Ingram, A. Paiva, and G. Yannakakis. A computational approach towards conflict resolution for serious games. FDG '11, pp. 15-22, New York, NY, USA, 2011.
- [6] S.-B. Cho, K.-J. Kim, K.-S. Hwang, and I.-J. Song, “AniDiary: Summarizing user’s daily life in cartoon-style diary with Bayesian networks,” IEEE Pervasive Computing, July-September, pp. 66-75, 2007.
- [7] M. G. Friberger and J. Togelius. Generating interesting monopoly boards from open data. In IEEE Conference on Computational Intelligence and Games(CIG), 2012.



- 
- [ 8 ] S. Giannatos, M. Nelson, Y.-G. Cheong and G. N. Yannakakis. Suggesting New Plot Elements for an Interactive Story. In the Proceedings of the 4th Workshop on Intelligent Narrative Technologies, AIIDE, AAAI Press, 2011.
  - [ 9 ] S. Giannatos, Y.-G. Cheong, M. Nelson, and G. N. Yannakakis. Suggesting Generating Narrative Action Schemas for Suspense. In the Proceedings of the 5th Workshop on Intelligent Narrative Technologies(INT5), AIIDE. AAAI Press, 2012.
  - [10] C. Grappiolo, Y.-G. Cheong, J. Togelius, R. Khaled, G. N. Yannakakis. Towards Player Adaptivity in a Serious Game for Conflict Resolution. In the Proceedings of VS-Games 2011 Natural Interaction and Player Satisfaction in Games Workshop. Athens, Greece. May 4-6, 2011.
  - [11] J. Hastings, R. K. Guha, and K. O. Stanley. Automatic content generation in the galactic arms race video game. IEEE Transactions on Computational Intelligence and AI in Games, 1(4):245-263, 2010.
  - [12] E. Hudlicka. Affective Game Engines: Motivation and Requirements. In Proceedings of the 4th International Conference on Foundations of Digital Games. 2009.
  - [13] R. Khaled, M. J. Nelson, Pippin Barr. Design Metaphors for Procedural Content Generation in Games. Proceedings of the 2013 ACM SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems. 2013.
  - [14] Y. Lee, S.-B. Cho: Context-Aware Petri Net for Dynamic Procedural Content Generation in Role-Playing Game. IEEE Comp. Int. Mag. 6(2): 16-25, 2011.
  - [15] B. Li, S. Lee-Urban, G. Johnston, and M. O. Riedl. Story Generation with Crowdsourced Plot Graphs. In Proceedings of the 27th AAAI Conference on Artificial Intelligence, Bellevue, Washington, 2013.
  - [16] A. Liapis, G. N. Yannakakis, and J. Togelius, Adapting Models of Visual Aesthetics for Personalized Content Creation, IEEE Transactions on Computational Intelligence and AI in Games, Special Issue on Computational Aesthetics in Games Vol. 4, No. 3, pp. 213-228, Sep. 2012.
  - [17] A. Liapis, G. N. Yannakakis, and J. Togelius. Limitations of Choice-Based Interactive Evolution for Game Level Design, in Proceedings of the Workshop on Human Computation in AI for Interactive Digital Entertainment(AIIDE), AAAI Press, 2012.
  - [18] E. McDuffee and A. Pantaleev. Team Blockhead Wars: Generating FPS Weapons in a Multiplayer Environment. FDG PCG workshop 2013.
  - [19] J. Orkin, T. Smith, and D. Roy. Behavior Compilation for AI in Games. In: Proceedings of the 6th Artificial Intelligence and Interactive Digital Entertainment Conference(AIIDE), Palo Alto, CA. 2010.
  - [20] R. Picard. Affective Computing, MIT Press. 1997.
  - [21] S. Risi, J. Lehman, D. B. D'Ambrosio, R. Hall, and K. O. Stanley. Combining Search-based Procedural Content Generation and Social Gaming in the Petalz Video Game. In: Proceedings of the Artificial Intelligence and Interactive Digital Entertainment Conference(AIIDE), Menlo Park, CA. 2012.
  - [22] A. Robinson. Gearbox Interview: Randy Pitchford on Borderlands' 17 Million Guns. Computer and Video Games, July 28, 2009. Available: <http://www.computerandvideogames.com/220328/interviews/gearbox-interview/>
  - [23] N. Shaker, G. N. Yannakakis and J. Togelius. Crowd-Sourcing the Aesthetics of Platform Games. IEEE Transactions on Computational Intelligence and AI in Games, issue. 99, December, 2012.
  - [24] N. Shaker, G. Y. and J. Togelius. Digging deeper into platform game level design: session size and sequential features, in Proceedings of EvoGames: Applications of Evolutionary Computation, Lecture Notes on Computer Science, 2012.
  - [25] A. M. Smith and M. Mateas, "Variations Forever: Flexibly generating rulesets from a sculptable design space of mini-games," in Proceedings of the IEEE Conference on Computational Intelligence and Games(CIG), 2010.
  - [26] G. Smith, J. Whitehead, M. Mateas, M. Treanor, J. March, and M. Cha. Launchpad: A Rhythm-Based Level Generator for 2- D Platformers". IEEE Transactions on Computational Intelligence and AI in Games 3(1), pp. 1-16, 2011.
  - [27] J. Togelius, R. D. Nardi, and S. M. Lucas. Towards Automatic Personalized Content Creation for Racing Games. IEEE Symposium on Computational Intelligence and Games. 2007.
  - [28] J. Togelius and J. Schmidhuber. An experiment in automatic game design. In IEEE Symposium on Computational Intelligence and Games, pp. 111-118. 2008.
  - [29] J. Togelius, M. Preuss, G. N. Yannakakis. Towards Mul-
-

tiobjective Procedural Map Generation. In: Proceedings of the 2010 Workshop on Procedural Content Generation in Games. 2010.

- [30] J. Togelius, M. Preuss, N. Beume, S. Wessing, J. Hagelback, and G.N. Yannakakis. Multiobjective Exploration of the StarCraft Map Space. In: Proceedings of the IEEE Conference on Computational Intelligence and Games. 2010.
- [31] J. Togelius, G. N. Yannakakis, K. O. Stanley, C. Browne. Search-based Procedural Content Generation: A Taxonomy and Survey. IEEE Transactions on Computational Intelligence and AI in Games, 3(3): 172-186, 2011.
- [32] G. N. Yannakakis, H. P. Martinez, and A. Jhala. Towards Affective Camera Control in Games. IEEE Transactions on Affective Computing, 20(4): 313-340, 2010.
- [33] G. N. Yannakakis and J. Togelius. Experience-Driven Procedural Content Generation. IEEE Transactions on Affective Computing, 2:147-161, 2011.
- [34] G. N. Yannakakis, Game AI Revisited. Proceedings of the 9th ACM Computing Frontiers Conference, pp. 285-292, 2012.
- [35] T. Mahlmann, J. Togelius, and G. N. Yannakakis. Towards Procedural Strategy Game Generation: Evolving Complementary Unit Types. Applications of Evolutionary Computation. Lecture Notes in Computer Science Volume 6624, pp 93-102, 2011.

## 약 력



### 정 윤 경

2007 미국 노스캐롤라이나 주립대학교 컴퓨터 과학과(박사)

2008~2010 삼성전자 종합기술원 책임 연구원  
2010~현재 IT University of Copenhagen 박사후 연구원

관심분야: 계획, 교육용 게임, 인터랙티브 스토리텔링, 유저 모델링

E-mail : yugc@itu.dk



### 배 병 철

2009 미국 노스캐롤라이나 주립대학교 컴퓨터과 학과(박사)

2009~2011 삼성전자 종합기술원 전문 연구원  
2011~현재 IT University of Copenhagen 방문 연구원 및 외부 강사

관심분야: 스토리텔링, 게임, 감성 컴퓨팅

E-mail : byuc@itu.dk