

# Programming by Demonstration을 이용한 가상 캐릭터의 행동 생성 기법\*

성연식\*, 조경은\*\*, 엄기현\*\*

동국대학교 일반대학원 게임공학과\*, 동국대학교 영상미디어대학 멀티미디어공학과\*\*  
{sung, cke, khu}@dongguk.edu

## An Action-Generation Method of Virtual Characters using Programming by Demonstration

Yunsick Sung\*, Kyungeun Cho\*\*, Kyhyun Um\*\*

Dept. of Game Engineering Graduate School of Dongguk Univ.\*

Dept. of Multimedia Engineering Dongguk Univ.\*\*

### 요 약

가상 환경에서 가상 캐릭터가 사람과 같이 자연스럽게 동작하기 위한 과정은 많은 노력을 필요로 한다. 가상 캐릭터는 행동을 기반으로 동작하기 때문에 자연스럽게 동작하기 위해서는 행동 정의가 가장 중요하다. 최근에는 사람이 조작한 가상 캐릭터의 행동을 기반으로 가상 캐릭터가 수행할 일련의 행동을 정의하는 Programming by Demonstration에 관한 연구가 활성화되고 있다. 하지만 이 방법들은 항상 동일한 길이의 연속적인 행동을 도출하거나 연속적인 행동을 정의할 때 사용하는 행동들을 제한하기 때문에 다양한 일련의 행동 생성하기가 어렵다. 자연스럽게 동작을 수행하기 위해서는 조작한 가상 캐릭터의 행동에서 최대한 다양한 일련의 행동들을 도출하고 도출한 일련의 행동들을 대표하는 최적의 연속적인 행동을 선택해야 한다. 그래서 여러 가지의 제약 사항을 줄이면서 일련의 행동을 생성하기 위한 연구들이 필요하다. 이 논문에서는 사람이 조작한 캐릭터의 행동을 수집하고 가상 캐릭터가 수행할 일련의 행동을 모두 도출해서 가상 캐릭터에게 적합한 일련의 행동을 선정하는 방법을 제안한다. 실험에서는 제안한 방법을 자동차 게임에 적용해서 생성되는 과정을 기술한다. 생성된 결과를 보면 사람이 수행한 일련의 행동을 길이나 분할하는 위치에 제약을 받지 않고 생성한 것을 볼 수 있었다. 결국, 제안한 방법은 더 많은 일련의 행동을 도출하고 가상 캐릭터에게 적합한 행동을 선정할 수 있음을 확인하였다.

### ABSTRACT

The substantial effort is required to make a virtual character smoothly move like a human being in the virtual environment. Since a virtual character acts on the basis of the actions, it is the most critical to define actions for smooth flow of action. It has been actively studied the programming by demonstration which defines series of actions to be performed by a virtual character based on the actions operated by a person. However, such approaches can't easily draw many sequential actions because they create sequential actions in the same length all the time or restrict the actions used to create such actions. For smooth flow of action, it is required to derive sequential actions as much as possible from the actions of a virtual character and to select the representative set of actions. Accordingly, it is necessary to study how to create sequential actions as reducing diverse limits. This study suggests the approach to select sequential actions suitable for a virtual character by collecting the actions of a character manipulated by a person and deriving a set of actions to be performed by a virtual character. The experiment describes the process to create the actions by applying the approach suggested in this study to the driving game. In accordance with the analysis results, it was found that a set of actions performed by a person was generated without being restricted by a length or a part to divide. Finally, we confirmed that the suggested method selects the best sequential actions, appropriate to virtual character, among more generated actions.

**Keywords** : Programming by Demonstration, virtual agent, 가상 캐릭터, 일련의 행동 생성

접수일자 : 2011년 02월 01일 일차수정 : 2011년 03월 10일 심사완료 : 2011년 03월 18일

교신저자(Corresponding Author) : 조경은

\* 본 논문은 2단계 산학협력중심대학육성사업의 기술개발과제지원사업 일환으로 수행하였음 [모방학습 기반의 가상캐릭터용 인공지능 자동생성엔진 및 툴킷 개발]

## 1. 서론

가상 환경에서 가상 캐릭터가 수행할 동작의 순서를 기획하고 개발하는 일련의 과정은 많은 시간을 필요로 한다. 상태머신으로 동작의 순서를 정의하거나 기계학습으로 학습한 가상 캐릭터의 행동은 사람과 같은 자연스러운 행동 선택에 제한적일 수밖에 없다. 최근에는 가상 환경에 Programming by Demonstration (PbD)을 적용해서 사람이 조작한 가상 캐릭터의 행동으로 인공지능을 개발하는 연구가 활성화되고 있다[1].

PbD는 사람이 조작한 데이터로 학습하는 방법에 따라서 다음과 같이 나누어 볼 수 있다. 첫 번째, 실행할 단일 행동을 선택하는 정책을 학습한다. HMM (Hidden Markov Model)을 사용해서 각각의 관절 움직임을 학습하고 이를 기반으로 동작하는 사례가 여기에 속한다[2]. 두 번째, 사람이 조작한 캐릭터의 행동으로 가상 캐릭터가 수행할 연속적인 행동을 생성한다. 이와 같은 연구에는 수집한 데이터를 필터링하고 분할해서 일련의 행동을 정의하고 제어기 (Controller)로 작동시키는 방법이 있다[3]. 세 번째, 사람으로부터 모든 상태를 학습하는 것이 불가능할 때 학습한 결과를 일반화시키는 연구가 있다. 관련한 연구로는 학습한 결과를 가중치를 사용해서 일반화하고 수행할 행동을 선택하는 방법이 있다[4].

사람이 조작한 데이터로 일련의 행동을 실시간으로 생성하는 방법은 계산량을 줄이면서 빠르게 생성할 수 있는 방법이 필요하다[5]. 하지만 가상환경처럼 가상 캐릭터의 행동을 미리 정의하는 경우에는 실시간으로 행동을 생성할 필요가 없다. 계산량이 더 늘어나도 선정될 수 있는 더 많은 일련의 행동을 고려하고 가상 캐릭터의 목표를 달성할 수 있는 행동을 선정하는 방법이 필요하다. 그래서 일련의 행동을 생성할 때 사용되는 행동의 개수와 같은 제약 없이 생성할 수 있는 방법에 관한 연구가 필요하다.

이 논문에서는 사람이 조작한 가상 캐릭터의

행동으로 가상 캐릭터가 수행할 일련의 행동을 모두 도출하고 선정하는 방법을 제안한다. 이 기법은 일련의 행동을 생성할 때 사용되는 행동의 개수를 제한하지 않기 때문에 다양한 개수의 행동으로 생성이 가능하다. 제안한 방법은 게임에서 NPC (Non-player Character)를 제어하는 방법으로 사용될 수 있고 로봇 분야에도 적용이 가능하다.

이 논문은 다음과 같이 구성한다. 2장에서는 일련의 행동을 정의하는 연구들을 소개한다. 3장에서는 수집한 데이터로 일련의 행동을 생성하는 방법을 제안한다. 4장은 자동차 게임에서 일련의 행동을 생성하는 과정을 설명한다. 그리고 행동의 개수를 제안하는 방법과 비교한다. 마지막으로 5장에서는 제안한 내용을 정리한다.

## 2. 관련 연구

가상 캐릭터를 위한 일련의 행동을 정의하거나 생성하는 방법은 일련의 행동을 정의하는 주제에 따라서 나누어 볼 수 있다. 이 장에서는 사람이 일련의 행동을 정의하는 연구들과 수집한 행동을 기반으로 가상 캐릭터에게 적합한 일련의 행동을 생성하는 연구들을 소개한다.

### 2.1 수동으로 일련의 행동을 정의하는 연구

일련의 행동을 사람이 정의하는 방법에는 다수개의 행동을 사람이 묶어서 정의하고 하나의 행동처럼 수행하고 평가하는 연구가 있다. 예를 들어, Multi-step Actions (MSA)은 행동을 수행할 때 사람이 정의한 일정한 개수의 행동을 연속적으로 수행하고 얻은 보상 값으로 수행한 각각의 기본 행동을 평가하지 않고 일련의 행동을 묶어서 평가한다[6]. 이와 관련된 연구에는 매크로 행동을 이용한 Q-학습도 있다[7]. 매크로 행동은 기본 행동으로 구성된 유한개의 행동 정책이다. 가상 캐릭터는 행동을 선택할 때 기본 행동과 매크

크로 행동 중에 하나를 선택한다. 가상 캐릭터가 매크로 행동을 선택하면 매크로 행동에 정의한 기본 행동을 연속적으로 수행한다. 다른 연구는 semi-Markov options을 사용한 MSA-Q-learning이 있다[8]. 이 방법도 매크로 행동과 같이 일련의 행동을 묶어서 정의하고 수행하지만 행동 수행 종료 조건이 순수하게 시간에만 의존하는 차이점이 있다.

## 2.2 자동으로 일련의 행동을 정의하는 연구

수집한 데이터를 기반으로 일련의 행동을 생성하는 방법은 다음과 같은 연구가 있다. 첫 번째, SEG-1 혹은 SEG-2 알고리즘으로 필터링된 데이터를 분할하는 방법이 있다[3]. 이 방법은 데이터를 분할할 때 동일한 데이터를 중복 사용하는 것을 허용하지 않는다. 그래서 입력받은 데이터로 생성할 수 있는 일련의 행동의 개수가 제한적이다. 두 번째, 조작한 데이터를 일정한 크기로 나누어 묶고 비용 함수로 계산해서 값이 큰 일련의 행동을 선정하는 방법이 있다[5]. 이 연구에서는 일련의 행동을 항상 일정한 크기로 정의하기 때문에 다양한 가상 캐릭터의 움직임을 생성하는 데에 한계가 있다.

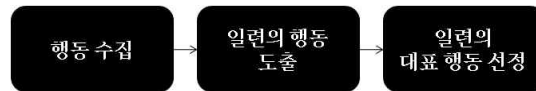
일련의 행동을 생성할 때 사람이 정의하는 방법은 가상 캐릭터의 자연스러운 움직임이 어렵다. 그리고 사람이 주관적으로 정의하기 때문에 객관적인 방법이 필요하다. 자동으로 생성하는 경우에는 동일한 행동을 중복 사용하는 것을 허용하지 않거나 일정한 개수의 행동으로 분할한다면 다양한 일련의 행동을 생성하기가 어렵다. 제안한 방법은 수집한 행동을 중복 사용하면서 다양한 개수의 행동으로 일련의 행동을 생성하는 방법을 제안한다.

## 3. 행동생성 방법

가상 캐릭터의 행동은 가상 캐릭터가 수행할 수 있는 작업을 결정하기 때문에 행동을 정의하는 방법이 중요하다. 이 장에서는 수집한 행동으로 일련의 행동을 생성하는 방법을 제안한다.

### 3.1 일련의 행동 생성 과정

사람이 조작한 가상 캐릭터의 행동으로 가상 캐릭터에게 적합한 일련의 행동을 생성하는 방법은 다음과 같이 세 단계로 나누어 볼 수 있다. 첫 번째, 게임 혹은 가상 환경에서 사람이 조작한 가상 캐릭터의 행동을 수집한다. 두 번째, 전달 받은 연속적인 행동에서 일련의 행동을 도출하고 후보로 선정한다. 마지막으로 일련의 행동 후보 중에서 대표로 사용할 연속적인 행동들을 선정한다.



[그림 1] 일련의 행동 생성 과정

### 3.2 일련의 행동 도출

일련의 행동을 도출하는 과정에서는 전달 받은 연속적인 행동에서 가상 캐릭터가 사용할 일련의 행동의 후보를 도출한다.

제안한 방법에서 일련의 행동 후보는 연속적으로 수집한 행동에서의 부분 행동으로 모든 경우를 고려해서 정의한다. 집합 C는 일련의 행동 후보의 집합으로 (식 1)과 같이 정의한다.

$$C = \{c_{u,v} | c_{u,v} = a_u \cdot a_{u+1} \cdot \dots \cdot a_v, 1 \leq u \leq v \leq j\} \quad (\text{식 1})$$

(식 1)에서 j는 수집한 행동의 전체 개수이다. u와 v는 1보다 크거나 같고 j보다 작거나 같은 값이다.  $a_v$ 는 v번째로 수집한 행동이다.  $c_{u,v}$ 은  $a_u$ 부터  $a_v$ 까지 (v-u+1)개의 연속적인 행동으로 이루어진다. 행동은 수집한 순서대로만 연속적으로 사용한다.

다. 중간에 일부 행동을 빼거나 추가할 수 없다. 다수개의 연속적인 행동은 같은 구간의 행동을 중복 사용해서 정의할 수 있다.

생성되는 일련의 행동 후보 개수가 많아지면 일련의 대표 행동을 선정할 때 필요한 계산량이 많아진다. 그래서 일련의 행동 후보를 수행하는 시간은 제한해서 후보 개수를 조절한다.

### 3.3 일련의 대표 행동 선정

가상 캐릭터가 사용할 일련의 대표 행동을 선정하는 단계에서는 후보로 결정한 일련의 행동 중에서 다수개의 후보 행동을 대표할 수 있는 행동 선택한다. 이 단계에서는 일련의 대표 행동을 이 논문에서 제안하는 Maximin 선택 알고리즘으로 선정한다.

```

FUNCTION MaximinSelection with C, actionCount
BEGIN
  SET B = C
  SET T = {b1}
  SET B = B - {b1}

  FOR actionIndex = 2 TO actionCount
    SET max = 0

    FOR b in B
      SET min = ∞

      FOR t in T
        IF min ≥ EuclideanDistance(t, b) THEN
          SET minElement = b
          SET min = EuclideanDistance(t, b)
        END IF
      END FOR

      IF max ≤ min THEN
        SET max = min
        SET maxElement = minElement
      END IF
    END FOR

    SET B = B - {maxElement}
    SET T = T + {maxElement}
  END FOR

  RETURN T
END
    
```

[그림 2] 일련의 대표 행동 선정 의사결정 코드

Maximin 선택 알고리즘은 Maximin-distance 알고리즘[9]을 변형해서 가상 캐릭터가 사용할 행동을 선정한다. Maximin-distance 알고리즘은 분류 알고리즘으로 각 클러스터별로 중심 샘플을 Maximin 알고리즘으로 선정한다. 나머지 샘플은 거리가 가장 가까운 중심 샘플의 클래스로 분류하는 방법이다. 이 논문에서는 Maximin-distance 알고리즘에서 중심 샘플을 선정할 때 사용하는 방법으로 대표 행동을 선정한다. Maximin-distance 알고리즘은 분류 개수가 정해져 있는 경우에 적합하기 때문에 정해진 개수의 대표 행동을 선정할 때 적합하다. 그리고 중심 샘플을 선정하고 이를 기반으로 분류하기 때문에 중심 샘플 선정 과정만 사용하면 모든 후보 행동을 분류를 하지 않아도 대표 행동을 선택할 수 있어 계산량을 줄일 수 있다.

[그림 2]의 Maximin 선택 알고리즘을 소개하기 위해서 설명에 필요한 두 개의 집합을 정의한다. 집합 T는 대표로 선정된 일련의 행동 집합이고 집합 B는 집합 C에서 집합 T를 뺀 차집합이다.

대표 행동은 다음과 같이 선정한다. 집합 B의 첫 번째 원소를 일련의 대표 행동으로 선택하고 집합 T의 첫 번째 원소로 정의한다. 선정된 대표 행동은 집합 B에서 뺀다. 두 번째부터는 다음과 같이 선정한다. 집합 B에 속하는 각각의 일련 행동별로 집합 P의 선정된 모든 일련의 행동들과 비교해서 가장 적게 차이가 나는 최소값을 계산한다. 그리고 계산한 각각의 값 중에서 가장 큰 값을 가지는 후보 행동을 대표 행동으로 선정한다. 선정된 행동은 집합 T에 더하고 집합 B에서 뺀다. 이 과정은 가상 캐릭터에게 필요한 일련의 행동 개수 actionCount만큼 선정될 때까지 반복된다.

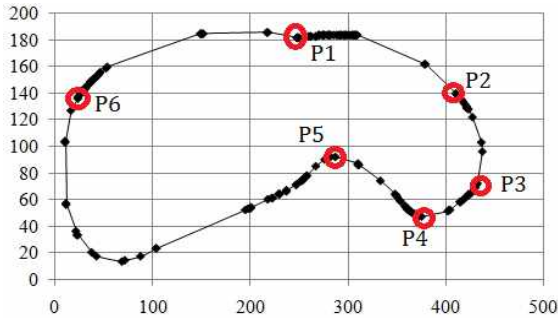
## 4. 실험

제안한 방법은 자동차에 적용해서 주행에 사용할 일련의 자동차 행동 생성 과정을 소개한다. 본 연구의 성능 평가를 위해서 행동의 개수를 제한하

여 일련의 행동을 생성하는 방법[5]의 결과와 본 연구에서 제안한 방법의 결과를 비교한다. 이 비교를 통해서 생성한 일련의 행동 생성 결과 차이를 알아본다.

본 실험에서는 오픈 소스로 제공되는 가상의 자동차 시뮬레이션 TORCS (The Open Racing Car Simulator)를 사용한다[10]. TORCS는 운전자의 줄음을 자동으로 인식하는 시스템[11], 그리고 운전할 때 상황을 인지하기 위한 프레임워크[12] 등의 성능을 실험하기 위한 환경으로 사용되었다. TORCS는 실험에 사용할 수 있는 다양한 트랙과 자동차를 제공한다. 자동차를 운전시키기 위한 인공지능도 다양한 방법으로 구현하여 제공하고 추가 구현이 가능하다. 그래서 트랙의 종류, 자동차의 종류, 인공지능 그리고 실험에 사용할 자동차의 개수 등을 실험 목적에 맞추어 구성할 수 있다.

본 실험에서는 [그림 3]과 같이 E-Track 5 트랙에서 사람이 NASCAR WRD 자동차를 페달과 핸들을 사용해서 직접 자동차를 운전한다. 운전한 데이터는 핸들, 액셀레이터, 그리고 브레이크 페달 값으로 0부터 100사이의 값이 발생된다. 이 값들은 동시에 수집되어서 자동차의 행동으로 정의하고 자동차를 주행시킬 때 사용할 일련의 자동차 주행 행동들을 생성한다.

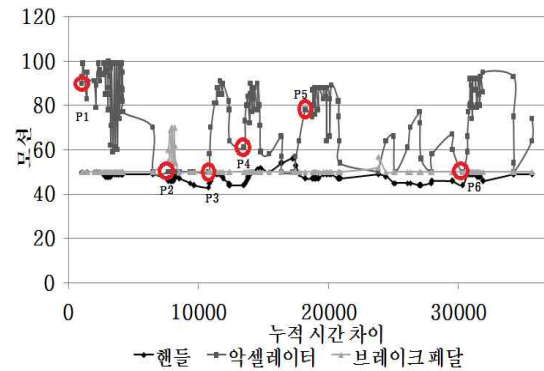


[그림 3] E-Track 5 트랙 주행 경로

행동 수집 단계에서 사람이 자동차를 운전할 때 167번 데이터를 수집하고 각각을 행동으로 정의한다. 수집할 때의 행동 위치는 [그림 3]에 점으로

표시한다. 수집된 행동으로 곡선 구간에서는 조각이 많이 발생하고 직선 구간에서는 움직임이 거의 없는 것을 알 수 있다. 원으로 표시된 지점 P1은 주행의 시작점과 종료 위치이며 자동차는 시계 방향으로 주행한다.

수집한 행동을 그래프로 나타내면 [그림 4]와 같다. 주행한 행동을 보면 직선 구간을 달리다가 처음 곡선 구간에 진입하는 지점 P2에서 브레이크 페달을 밟고 다른 구간에서는 브레이크 페달을 사용하지 않고 액셀레이터로 속도를 조절한다. 그리고 곡선 구간이 끝나고 직선 구간이 시작하는 지점 P3와 P4에서는 액셀레이터를 밟기 시작한다. 핸들은 곡선 구간이 시작되기 전부터 움직이기 시작한다.



[그림 4] 수집한 연속적인 행동

본 실험에서는 수집한 167개의 행동으로 제안한 방법과 일련의 행동을 구성하는 행동의 개수를 제한하는 방법으로 각각 일련의 행동을 생성한다. 제안한 방법으로는 다음과 같이 생성한다. 행동 도출 단계에서는 이 행동들로 시작할 수 있는 일련의 행동 후보를 모두 도출한다. 예를 들어, 수집한 첫 번째 행동으로 시작할 수 있는 일련의 행동의 개수는 총 167개이고 두 번째 행동의 개수는 총 166개이다. 167번째 행동까지 도출하면 후보 행동의

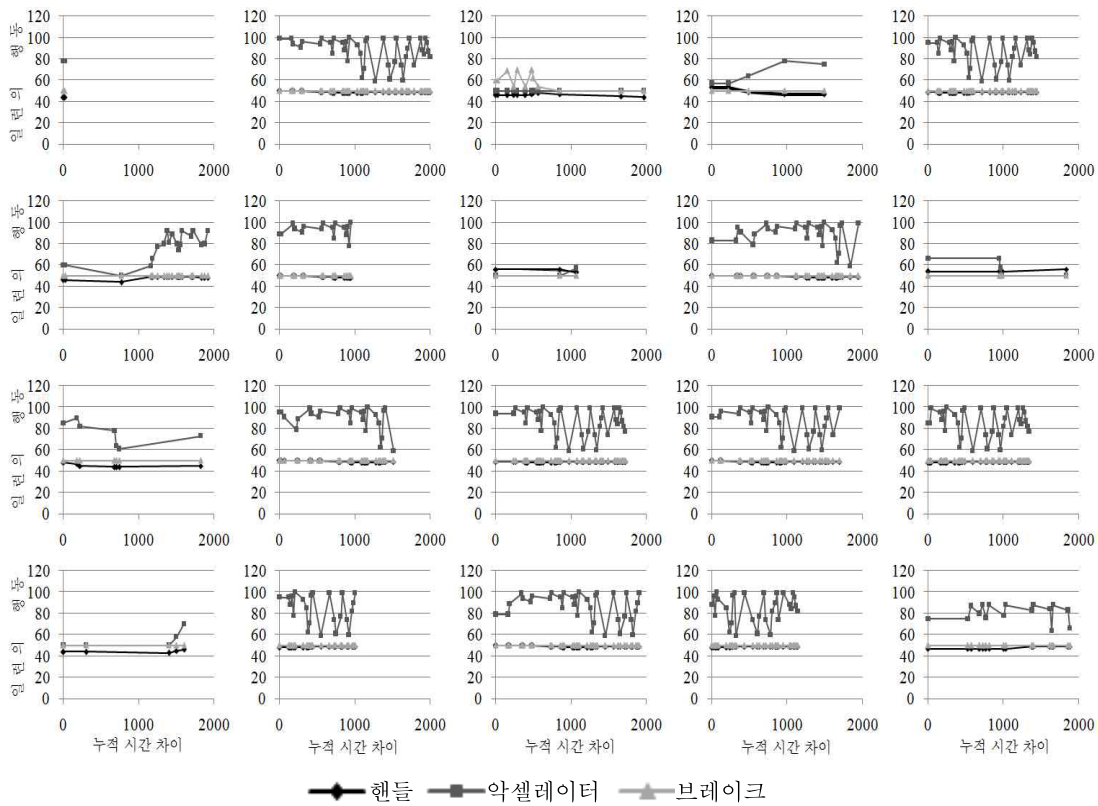
개수가 총  $14028$ 개( $\sum_{n=1}^{167} n$ )가 된다. 하지만 이 중

에서 중복된 것을 제거하면 총 2037개가 생성된다.

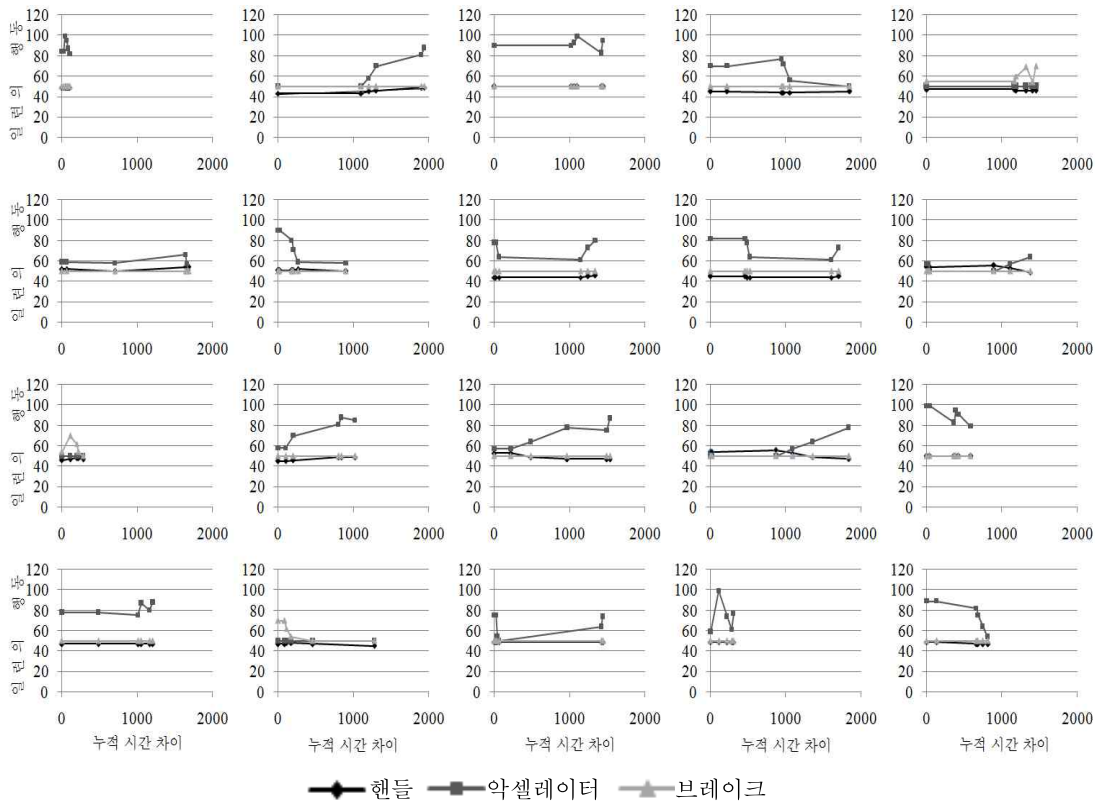
생성한 일련의 행동 후보는 대표 행동 선정 단계에서 20개를 선택한다. 가장 먼저 선정된 일련의 대표 행동  $p_1$ 은 최초로 입력 받은 행동  $c_{1,1}$ 으로 선정한다. 두 번째는  $p_1$ 과 가장 많이 차이가 나는 일련의 행동으로 설정한다. 나머지도 제안한 방법을 동일하게 적용해서 선정한다.

[그림 5]는 선정된 20개의 일련의 행동을 그래프로 표현한다. 가장 왼쪽 위에 있는 일련의 행동

이 가장 먼저 생성된 것이고 오른쪽으로 갈수록 그리고 내려갈수록 나중에 선정된 일련의 행동이다. 일련의 행동을 선정할 때 시작하는 시간을 기준으로 각각의 행동 차이를 비교하기 때문에 유사한 일련의 행동이라도 시작 시간이 다르면 서로 다른 일련의 행동으로 판단한다. 그래서 생성한 결과에는 동일한 구간을 포함하는 일련의 행동이 발생한다.



[그림 5] 제안한 방법으로 생성한 일련의 행동 결과



[그림 6] 5개의 행동으로만 생성한 일련의 행동 결과

행동의 개수를 제한하는 기존 연구[5]로 생성하는 과정은 다음과 같다. 제안한 방법과 동일하게 167개의 행동에서 일련의 행동을 도출한다. 하지만 행동의 개수는 5개로 제한한다. 행동을 차례로 수집하다가 5번째 행동이 수집될 때 첫 번째 후보가 생성된다. 그리고 6번째 행동이 수집되면 두 번째 행동부터 6번째 행동까지가 두 번째 후보가 된다. 그래서 첫 번째로 수집한 행동부터 163번째로 수집한 행동으로 시작하면서 개수가 5인 일련의 행동의 개수는 163개가 된다. 164번째 행동부터는 개수가 5가 안되기 때문에 후보가 되는 일련의 행동을 정의할 수 없다. 이 방법으로는 163개의 후보 행동을 생성하고 이 중에서 [그림 6]과 같이 20개의 대표 행동을 선정한다.

두 개의 방법으로 생성한 과정을 보면 제안한 방법이 행동의 개수를 제한한 방법에 비해서

876%로 더 많은 후보에서 대표 행동을 선정한다. 행동의 개수 제한은 도출되는 후보를 제한한다. 행동의 개수를 제한하는 방법으로 생성한 대표 행동은 행동의 개수 차이 때문에 상대적으로 행동의 변화가 적다. 제안하는 방법은 악셀레이터의 값이 빈번하게 변하는 것을 볼 수 있다. 특히, 변화가 많은 특정 구간은 다수개의 일련 행동에 포함된다.

### 5. 결 론

이 논문에서는 사람이 조작한 행동으로 가상 캐릭터에게 적합한 일련의 행동을 생성하는 방법을 제안했다. 일련의 행동을 생성하는 과정은 조작한 행동을 수집하는 과정, 수집한 행동으로 가상 캐릭터

터가 사용할 일련의 행동으로 도출하는 과정 그리고 일련의 대표 행동을 선정하는 과정으로 나누어 기술했다.

실험에서는 제안한 방법을 자동차 게임에 적용해서 일련의 행동을 생성하는 과정을 보였다. 167개의 행동을 수집하고 수집한 행동으로 2037개의 후보들을 생성했다. 행동의 개수를 제한하는 방법에 비해서는 약 9배 많은 후보를 도출했다. 마지막으로 20개의 대표 행동을 선정했다.

제안한 방법은 특정 환경에 종속적이지 않기 때문에 가상 환경이나 로봇 환경에서도 응용 적용이 가능하다. 향후에는 생성한 일련의 행동을 수행하기 위한 정책을 결정하는 방법에 관한 연구를 진행할 예정이다.

## 참고문헌

- [1] Christian Bauckhage and Christian Thureau, "Towards a Fair'n Square Aimbot - Using Mixtures of Experts to Learn Context Aware Weapon Handling Learn Context Aware Weapon Handling", Proc. GAME-ON, pp. 20-24, 2004.
- [2] Sylvain Calinon and Aude Billard, "Recognition and reproduction of gestures using a probabilistic framework combining PCA, ICA and HMM", Proceedings of the 22nd international conference on Machine learning(ICML), pp. 105-112, 2005.
- [3] Ajo Fod, Maja J Mataric and Odest Chadwicke Jenkins, "Automated Derivation of Primitives for Movement Classification", Autonomous Robots, pp.39-54, 2002.
- [4] 박찬영, 김현식, 김인철, "사용자 데모를 이용한 관계적 개체-기반 정책 학습", 한국정보과학회 인공지능연구회 추계워크샵, pp. 363-369, 2009.
- [5] Nathan Koenig and Maja J Mataric, "Behavior-based segmentation of demonstrated task", International Conference on Development and Learning, 2006.
- [6] Jing Peng and Ronald J. Williams, Incremental Multi-Step Q-Learning. Machine Learning, pp. 226-232, 1994.
- [7] Amy McGovern, Richard S. Sutton and Andrew H. Fagg, "Roles of macro-actions in accelerating reinforcement learning", Grace Hopper Celebration of Women in Computing, pp. 13-18, 1997.
- [8] Ralf Schoknecht and Martin Riedmiller, "Speeding-up Reinforcement Learning with Multi-step Actions", Proceedings of the Twelfth International Conference on Arti Neural Networks (ICANN), Lecture Notes in Computer Science (LNCS) 2415, pp. 813-818, 2002.
- [9] Julius T. Tou and Rafael C. Gonzalez, Pattern Recognition Principles, Addison-Wesley Publishing Company, pp. 377, 1974.
- [10] <http://sourceforge.net/projects/torcs/>
- [11] Esra Vural, Mujdat Cetin, Aytul Ercil, Gwen Littlewort, Marian Bartlett and Javier Movellan, "Automated Drowsiness Detection For Improved Driving Safety", Proc. 4th International Conference on Automotive Technologies, 2008.
- [12] Daniel Meyer-Delius, Jürgen Sturm, Wolfram Burgard, "Regression-based Online Situation Recognition for Vehicular Traffic Scenarios", IROS'09 Proc. of the 2009 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, 2009





성 연 식 (Yunsick Sung)

2004년 8월 부산대학교 컴퓨터공학(공학사)  
2006년 8월 동국대학교 컴퓨터공학(공학석사)  
2010년 2월 동국대학교 게임공학(박사수료)  
2006년 8월-2009년 1월 삼성전자(주)

관심분야 : 게임 소프트웨어공학, 게임 인공지능



엄 기 현 (Kyhyun Um)

1975.2 서울대학교 공과대학 응용수학과(공학사)  
1977.2 한국과학기술원 전산학과(이학석사)  
1994.2 서울대학교 대학원 컴퓨터공학과(공학박사)  
1978.3-2007.6 동국대학교 컴퓨터멀티미디어 공학과  
정교수  
2007.7-현 재 동국대학교 영상미디어대학 게임멀티미디어  
공학과 교수  
1995.3-1999.2 동국대학교 정보관리처장 역임  
2001.3-2003.2 동국대학교 정보산업대학 학장 역임  
2009.8-현 재 동국대학교 영상미디어대학 학장 겸 영상  
대학원 원장  
2005.3-현 재 한국 게임학회 자문위원  
1998.12-2001.12 한국 멀티미디어학회 부회장, 자문위원,  
수석부회장 역임  
2007.1-2007.12 한국멀티미디어학회 회장

관심분야 : 게임시스템 및 구조 설계, 멀티미디어응용  
시스템, 멀티미디어데이터베이스



조 경 은 (Kyungeun Cho)

1993.2 동국대학교, 전자계산학과(공학사)  
1995.2 동국대학교, 컴퓨터공학과 대학원(공학석사)  
2001.8 동국대학교, 컴퓨터공학과 대학원(공학박사)  
2003.9-2005.8 동국대학교 정보산업대학 컴퓨터멀티미디어  
공학과 전임강사  
2005.9-2009.8 동국대학교 영상미디어대학 게임멀티미디어  
공학과 조교수  
2009.9-현 재 동국대학교 영상미디어대학 멀티미디어  
공학과 부교수

관심분야 : 컴퓨터 게임 알고리즘, 게임 인공지능, 멀티  
미디어 정보처리