2D 이동 경로 지정을 통한 모션 매칭 기반 캐릭터 모션 생성

이정민° 이윤상*

한양대학교 컴퓨터소프트웨어학과

{j0064423, yoonsanglee}@hanyang.ac.kr

Motion generation based on motion matching with 2-dimentional trajectories

Jeongmin Lee° Yoonsang Lee*

Department of Computer Science, Hanyang University

요약

사람의 동작을 합성하는 기술은 게임, 애니메이션 등 다양하게 응용될 수 있으며 그동안 이 문제를 해결하기 위해 다양한 방법들이 제안되어 왔다. 그 중 모션 매칭 [1]은 모션 캡쳐 데이터로부터 특성 데이터베이스를 만들어 키보드 또는 조이스틱 입력으로 현재 캐릭터의 상태와 목표 방향에 적합한 동작을 쉽고 빠르게 찾아 재생할 수 있다. 이 연구에서는 방향 뿐만 아니라 전체 경로를 마우스로 입력해서 캐릭터 미래 경로의 속도와 방향을 모두 고려하도록 모션 매칭의 기능을 확장하는 방법을 제안한다.

1. 서론

모션 매칭 [1]은 모션 캡쳐 데이터를 활용해 캐릭터의 동작을 합성하는 기법의 하나로, 간단한 특성 데이터 베이스를 생성해 복잡한 계산이나 인공지능 없이도 쉽고 빠르게 자연스러운 동작을 합성할 수 있다. 키보드 또는 조이스틱으로 다음 순간 캐릭터가 이동할 방향을 입력하면 모션 매칭은 특성 데이터베이스에서 가장 자연스러운 다음 동작을 출력한다. 만일 마우스로 평면 상의 경로를 지정하면 순간적인 방향 뿐만 아니라 전체 경로를 고려하게 되어 키보드 또는 조이스틱에 비해 즉석으로 더 자유롭고 중장기적인 동작을 합성하도록 할 수 있다. 그러나 이동 경로를 입력으로 주게 되면 캐릭터가 경로를 이탈하거나 급격히 방향을 전환하는 문제가 생기기 쉽다. 이 연구에서는 경로를 벗어난 캐릭터가 보다 부드럽게 원하는 궤도를 따라가면서 RNN기반의 네트워크로 더 자연스러운 쿼리를 생성해 모션 매칭의 성능을 확장하는 방법을 제안한다.

* 구두발표논문, 요약논문 (Extended Abstract)

* 본 연구는 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임 (No. 2019R1C1C1006778, NRF-2019R1A4A1029800).

2. 마우스 경로를 활용한 쿼리 합성

모션 매칭 [1]은 구조화되지 않은 모션 캡쳐 데이터의 모든 동작 프레임에 대해 27차원의 간단한 특성 데이터베이스를 생성한 다음, 캐릭터의 현재 동작과 가장 비슷하면서 가고자하는 방향에 맞는 동작을 빠르게 찾아 재생하는 기법이다. 모션 매칭의 쿼리로써 쓰이는 27차원 특성은 캐릭터 루트(root)의 지역 좌표계로 표현된 양쪽 발의 위치와 속도 $p_i^{lfoot} \in \mathbb{R}^3, v_i^{lfoot} \in \mathbb{R}^3, p_i^{rfoot} \in \mathbb{R}^3, v_i^{rfoot} \in \mathbb{R}^3$ 그리고 루트의 속도 $v_i^{hip} \in \mathbb{R}^3$를 포함하며, 남은 12차원의 정보는 총 3개의 미래 프레임에서 평면 상에 투사한 2차원 캐릭터 루트의 위치 $t_i \in \mathbb{R}^2$와 그 때 캐릭터가 바라보는 방향 $d_i \in \mathbb{R}^2$을 캐릭터 루트의 지역 좌표계에 대해 구한 것이다.

$$\text{feature}_i = \{p_i^{lfoot}, v_i^{lfoot}, p_i^{rfoot}, v_i^{rfoot}, v_i^{hip}, t_i, d_i\} \in \mathbb{R}^{27}$$

만일 마우스 경로 상의 점들로 미래 경로의 위치를 곧바로 계산한다면 현재 캐릭터의 위치를 고려하지 못하고, 미래 경로 상의 캐릭터의 방향을 경로 각 지점에서의 접선의 방향으로써 간단히 구한다면 캐릭터가 과거에 바라본 방향을 모두 무시하게 된다. 따라서 마우스 경로를 활용한 모션 매칭 데이터베이스가 자연스러운 동작을 합성하려면 다음 세가지 조건을 만족해야 한다.

- 경로를 벗어난 캐릭터는 다시 경로 위로 돌아오도록 해야 한다.
- 캐릭터가 미래에 바라보고 있을 방향은 현재 캐릭터가 진행해온 동작을 반영해야 한다.
- 캐릭터의 현재 속도 및 미래 경로는 주어진 경로의 형태와 간격을 반영해야 한다.

앞에서 언급된 단순한 쿼리에서 미래 경로를 수정하면 더 적합한 쿼리를 만들 수 있다. 입력으로 주어진 마우스 경로에서 현재

캐릭터의 위치와 가장 가까운 점으로부터 경로의 끝까지 잘라낸 단편을 $\text{traj}_{\text{mouse}}$라고 하고 $\text{traj}_{\text{mouse}}$을 현재 위치에서 시작하도록 평행 이동 시킨 경로를 $\text{traj}_{\text{translated}}$이라고 할 때, 두 경로 $\text{traj}_{\text{mouse}}$와 $\text{traj}_{\text{translated}}$를 적당한 스케일 함수로 합성하면 현재 위치에서 자연스럽게 마우스 경로까지 지나도록 하는 경로를 합성할 수 있다(Figure 1).

$$t_i = s(i) * \text{traj}_{\text{mouse}} + (1 - s(i)) * \text{traj}_{\text{translated}}$$

$$s(i) = \frac{1}{2} cos(\frac{\pi i}{\text{RANGE}}) + \frac{1}{2}, \ (0 \leq i \leq \text{RANGE})$$

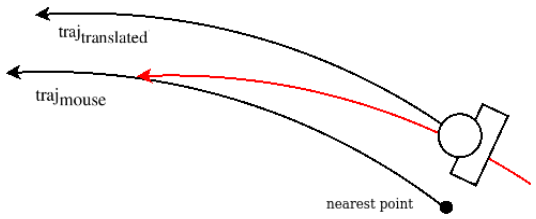

Figure 1: A synthesized future trajectory. The RANGE can be of any value, but here it is given as the length of a future trajectory.

이렇듯 마우스 경로의 위치 t_i는 현재 위치를 기준으로 쉽게 구할 수 있지만 그 때 캐릭터가 바라보는 방향 d_i은 현재 방향만을 고려해서 자연스러운 값을 구하기 어렵다. 인공 신경망을 활용하면 비교적 효율적으로 이 문제를 해결할 수 있으며 이 문제의 경우 시계열 데이터에 대한 문제가 되므로 순환형 네트워크를 쓰는 것이 자연스럽다.

캐릭터의 경로 정보로 동작 네트워크를 구성하는 Quater-Net [2]은 한 개의 GRU유닛으로 구성된 페이스 네트워크(Pace network)로 경로 정보를 구한다(Figure 2). 페이스 네트워크는 진행해온 경로의 곡률과 재생 중인 동작의 평균 속도를 입력으로 캐릭터가 다음 순간 바라보는 방향, 속도, 그리고 발걸음 빈도를 출력한다. 이 출력 중 방향을 쿼리에 덧씌우면 최종적으로 전체 경로에 대해 자연스럽게 이어지는 캐릭터 미래 경로를 계산할 수 있다.

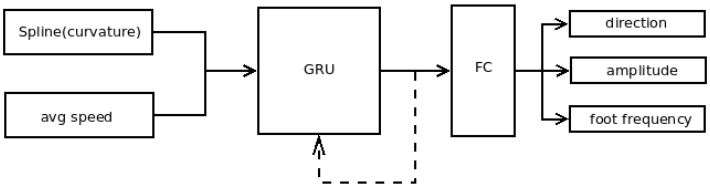

Figure 2: Overall structure of a pace network.

3. 실험 결과

이 연구에서 제안하는 두가지 방법의 효과를 보이기 위한 두가지 실험을 보인다. 실험에 쓰인 모션 캡쳐 데이터는 [3]의 걷거나 뛰는 모션(30Hz)이다.

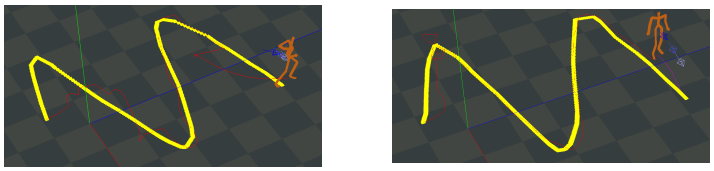

Figure 3: A comparison of future trajectory positions using methods between a direct synthesis and a recalculation.

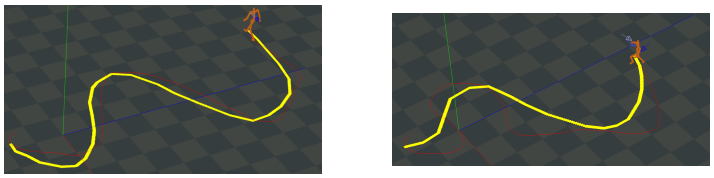

Figure 4: A comparison of future trajectory directions using methods between a heuristic synthesize and a pace network output.

첫번째 실험(Figure 3)은 이동 경로를 목표 경로의 가장 가까운 점으로 우선 직행하도록 할 때와 목표 경로까지 부드럽게 이어붙였을 때의 비교 결과이다. 두번째 실험(Figure 4)은 미래 경로상의 캐릭터의 방향을 단순히 미래 경로 각 지점에서의 접선의 방향으로 계산했을 때와 페이스 네트워크로 계산했을 때의 비교 결과이다.

4. 결론

이 연구에서는 모션 캡쳐 데이터를 활용하는 모션 매칭 기법에 사용자가 즉석으로 경로를 입력할 수 있도록 기능을 확장하는 방법을 제안한다. 입력된 경로는 캐릭터가 경로에서 벗어나는 경우를 고려하고, 다음 순간 향하는 방향과 속도를 기존에 캐릭터가 이동해온 동작과 자연스럽게 이어지도록 순환형 네트워크인 페이스 네트워크를 적용했다.

참고문헌

[1] S. Clavet, “Motion matching and the road to next-gen animation,” 2016.

[2] D. Pavllo, D. Grangier, and M. Auli, “Quaternet: A quaternion-based recurrent model for human motion,” *CoRR*, vol. abs/1805.06485, 2018. [Online]. Available: http://arxiv.org/abs/1805.06485

[3] D. Holden, J. Saito, and T. Komura, “A deep learning framework for character motion synthesis and editing,” in *SIGGRAPH 2016*, 2016.