

國立臺北教育大學理學院數位科技設計學系玩具與遊戲設計碩士班

碩士論文

Department of Digital Technology Design – Master Program in Toy and Game Design

College of Science

National Taipei University of Education

Master's Thesis

基於生成對抗網路的音樂節奏遊戲關卡自動生成之研究

A Procedural Game Level Generation for Music Rhythm Game

by Generative Adversarial Network

林珈妤

Chia-Yu Lin

指導教授：王學武博士

Advisor : Hsueh-Wu Wang, Ph. D.

中華民國 111 年 7 月

July 2022

謝誌

這兩年的研究所生活，我學到了很多，無論是專業知識或是合作溝通技巧皆成為我成長的基石。在這期間也認識了許多朋友，彼此相互成長茁壯，也留下了許多難忘的回憶，讓我的碩班生活過得非常充實。

這兩年間，感謝我的指導教授王學武教授讓我參與了案子的製作，學到了人際溝通以及團隊合作的技巧，也讓我學到了許多程式撰寫的技巧，以及如何讓他人更容易理解自己的想法。在論文方面，老師給予了我許多建議以及方向，在我遇到困難時也給予我許多幫助，非常感謝老師花費許多時間討論並協助我修改論文，讓我能夠順利完成論文。感謝范丙林教授與章耀勳教授擔任我的口試委員，在口試時給予我肯定與建議，讓我能夠更完善論文內容。另外也要感謝學長姐在我剛進入研究所時的幫助，還有我的朋友們和學弟妹們，在論文施測時給予我非常多的協助，因為有你們的陪伴與協助，讓我順利完成許多作品，也留下許多美好回憶。最後我想要感謝我的父母，在任何時候都用最直接的行動給予我支持與鼓勵，不管是競賽活動或是在論文方面都無條件的幫助我，是我人生中最堅強的後盾。

林珈妤 謹誌

中華民國一百一十一年七月

中文摘要

音樂節奏遊戲的核心就是譜面製作，為了讓拍點能與音樂節奏契合，譜面的設計多採用人工編輯的方式，需要耗費大量的時間成本與人力成本。本研究設計了一個以生成對抗網路為基礎的自動生成音樂節奏遊戲關卡譜面的方法。首先藉由蒐集各種難易度與風格的音樂，分析並建立模型資料庫，然後針對所給予的樂曲，透過生成對抗網路模型資料庫產生對應的音樂譜面，並將譜面的節奏對應到2D跑酷遊戲關卡中的三種不同障礙物。此三種障礙物分別對應到單點、雙點與按壓，讓玩家的點擊能與音樂節奏產生對應。

本研究首先邀請 10 位玩家進行遊戲的前測，填寫遊戲經驗與遊戲體驗的問卷。根據玩家施測的表現與結果，調整與重新制定關卡難度的生成規則。然後依據這個規則重新自動產生新的遊戲關卡，再另外邀請 15 位玩家測試這個新的遊戲關卡，並填寫遊戲體驗的問卷調查。根據玩家施測的表現與結果，分析玩家的障礙物碰觸次數，並與前測的碰觸次數進行比較，發現經過難易度修正後，玩家的非操作碰觸發生的機率大幅降低，讓玩家獲得更良好的遊戲體驗。根據遊戲體驗問卷結果，顯示經過難易度修正後並不會影響生成關卡譜面與音樂節奏的對應，且更能讓玩家感受到三種障礙物的表現差異。

關鍵字：音樂節奏遊戲、機器學習、自動化生成、生成對抗網路

Abstract

The core of the music game is the design of the beatmap. In order to make the beat fit the music rhythm, the beatmap is mostly designed by manual editing, which requires a lot of time and labor costs.

This paper designed a method that automatically generate music game beatmap by Generative Adversarial Network. Based on Generative Adversarial Network, design of an algorithm for automatic beatmap generation. First, analyze and build a database of GAN (Generative Adversarial Networks) models by collecting music of different difficulty and styles, then generate the beatmap of the given music through the GAN model database. And match the rhythm to three different obstacles in the 2D parkour game, these three different obstacles correspond to single tap, double tap and press, and let the player's actions correspond to the music rhythm.

The study experiment first invited 10 players to take a pre-test of the game and filled out a questionnaire on their gaming experience. Based on the performance and results, adjusted and reformulated the rules for generating the beatmap. Then generated new game levels according to this rule, invited 15 players to test this new game level and filled out a questionnaire on their gaming experience. Based on the performance and results, analyzed the number of times that the player hit the obstacles, and compared with the number of times in the pre-test. The result shows that after the correction of difficulty, the probability of hitting the obstacles is greatly reduced, and gives the players better game experience. According to the results of the game experience questionnaire, it shows that the correction of difficulty does not affect the correspondence between the game beatmap and the music rhythm, and it allows players to feel the difference in the performance of the three obstacles.

Keywords: Music Rhythm Game, Machine Learning, Procedural Content Generation,
Generative Adversarial Networks



目錄

中文摘要	i
Abstract.....	ii
目錄	iv
表目錄	vii
圖目錄	viii
第一章 緒論	1
第一節 研究背景與動機.....	1
第二節 研究目的與研究問題.....	4
一、研究目的	4
二、研究問題.....	4
第三節 研究範圍與限制.....	5
一、音樂採用	5
二、音樂譜面限制.....	5
第二章 文獻探討	7
第一節 機器學習.....	7
一、機器學習的起源與發展.....	7
二、機器學習的種類.....	13
三、機器學習的應用	13
第二節 生成對抗網路.....	19
一、生成對抗網路的定義與特性.....	19
二、生成對抗網路用於音樂領域之相關研究.....	20
第三節 音樂節奏遊戲.....	22

一、 音樂節奏遊戲的起源與發展	22
二、 現有音樂節奏遊戲	28
三、 音樂節奏遊戲自動生成之相關研究	38
第四節 小結	42
第三章 研究方法	43
第一節 研究架構與設計	43
第二節 研究工具	45
一、 音樂節奏遊戲	45
二、 問卷設計	45
第三節 自動化譜面生成	47
一、 訓練資料蒐集與分類整理	47
二、 生成對抗網路模型	48
三、 音樂資料後處理	50
第四節 音樂節奏遊戲設計	52
一、 遊戲介面設計	52
二、 遊戲關卡設計	54
第四章 研究結果與討論	59
第一節 遊戲前測結果	59
一、 玩家遊戲經驗	59
二、 玩家遊戲表現	62
第二節 關卡譜面難度分析	66
第三節 遊戲後測結果	70
一、 玩家基本資料	70
二、 玩家遊戲表現	70

第四節 玩家遊戲體驗結果.....	72
一、 難度修正前問卷調查結果.....	72
二、 難度修正後問卷調查結果.....	74
三、 遊戲體驗訪問.....	75
第五節 下落式音樂節奏遊戲.....	76
第五章 結論與建議.....	79
第一節 結論.....	79
一、 以生成對抗網路為基礎的音樂節奏遊戲自動關卡生成的演算法.....	79
二、 玩家對於生成關卡節奏的體驗.....	80
第二節 建議.....	81
參考文獻.....	83

表目錄

表 2-1 機器學習發展歷程表	11
表 2-2 現有音樂節奏遊戲拍點型態比較表	32
表 2-3 現有音樂節奏遊戲遊玩方式比較表	36
表 3-1 遊戲經驗問卷	45
表 3-2 音樂遊戲關卡遊戲體驗問卷	46
表 3-3 遊戲操作說明	54
表 3-4 關卡障礙物說明	55
表 3-5 音樂節奏譜面與障礙物之對應關係	55
表 4-1 施測玩家的基本資料	59
表 4-2 音樂節奏遊戲玩家經驗	60
表 4-3 橫向跑酷遊戲玩家經驗	61
表 4-4 玩家碰觸障礙物的次數	62
表 4-5 各障礙物的碰觸次數	63
表 4-6 障礙物碰觸機率較高的時間段	64
表 4-7 後測施測玩家基本資料	70
表 4-8 玩家碰觸障礙物的次數(困難度修正後).....	71
表 4-9 遊戲體驗問卷	73
表 4-10 難度修正之遊戲體驗問卷	74

圖目錄

圖 1-1 編曲軟體製作遊戲譜面	2
圖 1-2 StepMania 拍譜編輯器	2
圖 2-1 微軟研究院和 Hinton 研發的語音辨識系統示意圖	8
圖 2-2 Google Brain 自動辨別貓咪	9
圖 2-3 Google 推出的無人駕駛車輛的原型車	10
圖 2-4 AlphaGo 和世界圍棋冠軍李世石對弈	10
圖 2-5 智慧保險理賠	14
圖 2-6 西澳警署利用機器學習建立的模型來預防車禍	15
圖 2-7 美國奇異運輸開發偵測鐵軌異狀的影像辨識系統	15
圖 2-8 華生醫生(Watson for Oncology)示意圖	16
圖 2-9 臺北榮民總醫院與國立陽明交通大學共同開發之以人工智慧於脊椎側面 照映之 X 光影像	17
圖 2-10 IBM 人工智慧 Watson 恐怖電影分析示意圖	18
圖 2-11 Sony CSL 研發的 Flow Machines 操作畫面	18
圖 2-12 使用 CycleGAN 技術將畫作轉化成照片的案例	19
圖 2-13 MuseGAN 的三種模形，(a)jamming model，(b)composer model， (c)hybrid model.....	21
圖 2-14 電玩遊戲 Simon	22
圖 2-15 動感小子 PS4 重製版遊戲圖	23
圖 2-16 KONAMI 推出的音樂節奏遊戲(a)Beatmania 的機台，(b) DrumMania 的 機台	23
圖 2-17 日本 NAMCO 推出的太鼓達人，(a)接機版本，(b)電腦版本遊戲畫面	24
圖 2-18 Guitar Hero 產品圖	25
圖 2-19 勁舞團遊戲畫面	25

圖 2-20 BanG Dream! 少女樂團派對遊戲畫面	26
圖 2-21 Deemo 遊戲畫面	26
圖 2-22 Beat Saber 的遊戲畫面	27
圖 2-23 BEAT MP3 遊戲畫面	28
圖 2-24 別踩白塊兒 2 遊戲畫面	29
圖 2-25 D4DJ Groovy Mix 遊戲畫面	29
圖 2-26 Groove Coaster 遊戲畫面	30
圖 2-27 osu!遊戲畫面	31
圖 2-28 Cytus 遊戲畫面	31
圖 2-29 MAIMAI 遊戲機台	33
圖 2-30 旋轉音律 Rotaeno 遊戲畫面	33
圖 2-31 節奏天國遊戲畫面	34
圖 2-32 節奏醫生遊戲畫面	35
圖 2-33 Rocksmith 搖滾史密斯遊戲畫面	35
圖 2-34 《健身環大冒險》節奏遊戲模式遊戲畫面	36
圖 2-35 自動化推薦拍譜流程圖	38
圖 2-36 舞蹈遊戲圖譜生成架構圖	39
圖 2-37 不同難度舞蹈遊戲圖譜的微調系統架構圖	40
圖 2-38 音樂節奏遊戲模型生成架構圖	41
圖 3-1 研究架構圖	44
圖 3-2 歌曲難易度等級	47
圖 3-3 GAN 架構圖	48
圖 3-4 音樂資訊視覺化示意圖，(a)音樂波形圖，(b)音樂頻譜圖，(c)音高(pitch) 視覺化	49
圖 3-5 鋼琴捲簾記譜(Piano Roll)示意圖	50

圖 3-6 節奏表現判定示意圖，(a)單音節奏，(b)連續單音節奏，(c)連續節奏...	51
圖 3-7 生成之音樂譜面資訊視覺化示意圖	51
圖 3-8 玩家血量的位置與顯示方式	52
圖 3-9 關卡障礙物的位置與大小	53
圖 3-10 遊戲開始畫面	53
圖 3-11 操作說明頁面.....	54
圖 3-12 遊戲結束畫面	56
圖 3-13 遊戲失敗畫面	57
圖 4-1 難度修正關卡障礙物與音樂譜面對照圖	69
圖 4-2 點擊提示示意圖	76
圖 4-3 上滑提示示意圖	77



第一章 緒論

本研究藉由生成對抗網路自動生成不同難易度的音樂節奏遊戲譜面，探討以機器學習生成之譜面的穩定度。本章將分為三小節，說明研究背景與動機、研究目的與研究問題、研究範圍與限制。

第一節 研究背景與動機

音樂節奏遊戲是電子遊戲類型的一種，自電子遊戲開發以來，音樂節奏遊戲佔有不小的地位，從過去熱門的大型機台、網路遊戲、主機平台，到現今流行的手機遊戲、虛擬實境平台都有許多不同類型的音樂節奏遊戲，如 PaRappa the Rapper(Sony, 1996)、Beatmania(Konami, 1997)、唯舞獨尊 Online (鈐象電子, 2007)、BanG Dream! 少女樂團派對(Bushiroad, 2017)以及 Beat Saber(Beat Games, 2018)等。音樂節奏遊戲仍在不停的蓬勃發展，除了音樂的數量不斷增加，其拍譜呈現與玩法類型也發展得相當多元。

目前市面上遊戲拍譜的製作多為人工進行，不僅需要花費大量成本且消耗的時間成本也相當龐大，因此玩家常常需要經過長時間的等待才能遊玩到新的歌曲。當玩家想用自己喜歡的音樂來製作譜面時，需要使用編曲軟體來製作音樂譜面（圖 1-1），其中遊戲譜面即為圖中紅色標記的部分，譜面的縱軸顯示該音節的音高(pitch)，恆軸顯示該音節的速度(velocity)，根據音樂的節拍，自行標記拍點位置，需要花費大量時間學習樂理知識以及編曲技術，雖然除了編曲軟體，市面上也有現成的拍譜編輯器，如 StepMania 拍譜編輯器（圖 1-2），可以匯入音樂檔，邊聽音樂邊手動新增拍點，但上手難度較高，讓不少玩家因而退縮。即使成功完成譜面，譜面與音樂的節奏準確度又難以掌握，導致譜面的品質差異很大。

圖 1-1

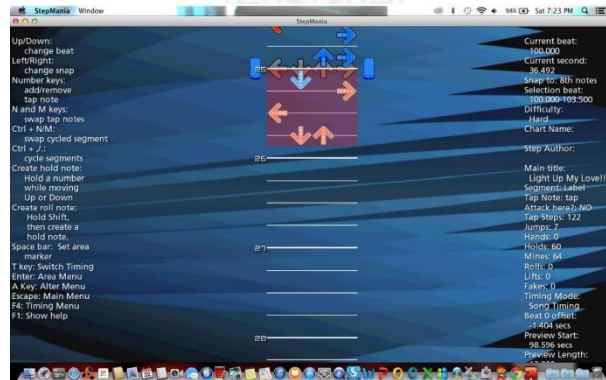
編曲軟體製作遊戲譜面



資料來源：<https://kknews.cc/news/39vx153.html>。

圖 1-2

StepMania 拍譜編輯器



資料來源：音樂節奏遊戲與其拍譜編輯工具之研究（葉錦頤，2016）。

近年來機器學習的技術提升，其相關研究也越來越多元，不僅在圖像與影像處理方面有所成就，在音樂方面也有不少突破性的發展，像是自動生成樂曲 (Dong et al., 2018)、改變音樂風格(Cifka, 2021)、音樂重奏(Gajecki & Nogueira, 2018)以及音軌分割(Google, 2019)等技術。藉由人工智慧的協助，音樂創作可以

節省更多編曲上瑣碎與繁複的工作，以及節省大量需要剪輯、消音與調頻等處理時間，除了大幅提升效率，也提供音樂創作者不同以往的思考方式。

以機器學習技術生成音樂拍譜，替換人工製作拍譜，藉此節省大量的花費成本與時間成本，並期望能解決譜面與音樂的節奏準確度，並維持譜面的品質，提高音樂節奏遊戲譜面製作的效率與品質。本研究將分析現有的音樂遊戲中不同風格的音樂與難易度，以生成對抗網路自動生成音樂節奏遊戲關卡遊戲譜面，並根據施測結果分析並探討生成的遊戲譜面與音樂節奏的關係。



第二節 研究目的與研究問題

一、 研究目的

本研究的目的是設計一款藉由生成對抗網路自動生成關卡遊戲譜面的音樂節奏遊戲。根據音樂節奏遊戲之音樂與拍譜之間的分析，生成多種不同難易度的音樂節奏遊戲譜面。

研究目的如下：

1. 設計並提出以生成對抗網路為基礎的音樂節奏遊戲自動關卡生成的演算法。
2. 了解玩家對於所生成關卡節奏的體驗。

二、 研究問題

根據上述研究目的，提出以下幾點研究問題：

1. 如何透過生成對抗網路自動生成音樂遊戲拍譜資訊？
2. 如何應用生成對抗網路自動生成的遊戲拍譜資訊產生音樂節奏遊戲的關卡？
3. 玩家對於所生成關卡節奏的體驗為何？

第三節 研究範圍與限制

本研究生成之音樂節奏遊戲模型，受限於時間、素材等各方面因素，列出下列幾點限制：

一、 音樂採用

本研究之音樂節奏遊戲拍譜參考遊戲《BanG Dream! 少女樂團派對》的音樂難易度級數。模型訓練音樂以動漫音樂為主，並且為無人聲的純音樂。

二、 音樂譜面限制

本研究的遊戲設計結合音樂節奏遊戲與橫向跑酷遊戲，因此根據橫向跑酷遊戲的玩家反應時間進行音樂譜面調整。





第二章 文獻探討

本章節將分為四小節，分別針對本研究所運用到的相關文獻進行分析與探討。第一節將介紹機器學習的起源發展、種類以及應用；第二節將介紹生成對抗網路的定義與應用；第三節介紹音樂節奏遊戲的起源與發展，並分析現有的音樂節奏遊戲。

第一節 機器學習

機器學習是一種從通過使用資料以及演算法從大量的歷史資料中學習規律，對新樣本進行分類或預測分析，並且藉由不斷的測試與淘汰逐漸提高其準確性。廣泛應用於文字辨識、物件辨識、語音分類、股價預測和疾病治療等領域。

一、機器學習的起源與發展

機器學習是人工智慧的一項分支，其思想的萌芽起源自 1949 年 Donald O. Hebb 提出的赫布理論，其解釋了在學習過程中大腦神經元所發生的變化(Golge, 2017)。英國電腦科學家 Alan M. Turing 於 1950 年提出思想實驗「Turing test」，用於檢測電腦能否表現出與人相同的智慧，並提及機器學習的概念，而此實驗亦成為日後衡量人工智慧的常用標準，機器學習的概念由此開始形成。而機器學習(Machine Learning, ML)的名稱及定義則是從 1952 年 IBM 的 Arthur L. Samuel 設計的可學習的西洋跳棋程序提出，此程序可以通過觀察棋子的走向建構新的模型，並提高自己的下棋技巧。

有許多模型與演算法在 1950 到 1990 年被提出，像是模型感知器(Perceptron)(Frank Rosenblatt, 1958)，可以在比較簡單的結構中表現出智能系統的基本屬性。XOR 問題(Minsky & Papert, 1969)論證了感知器模型無法解決不可線性分割的問題，以及當時的電腦無法負擔神經網絡模型的超大計算量，使神經網絡研究停滯了長達十多年。反向傳播算法(BP 演算法)(Werbos, 1981)的出現解決了感知器模型的問題，其應用於神經網絡後，促成了神經網絡的快速發展。而著名的機器學習

演算法-決策樹(Decision tree)，也就是 ID3 演算法，以及 ID4、迴歸樹以及 CART 等，皆在這個時期被提出，而這些理論成為了日後機器學習發展的雄厚基礎。

機器學習在 1995 年分成兩大方向發展，分別是神經網絡及支援向量機，其中代表開端為卷積神經網路(Convolution Neural Network, CNN)(LeCun, 1995)以及支援向量機(Support Vector Machine, SVM)(Vapnik & Cortes, 1995)。CNN 有至少兩個非線性可訓練的卷積層，兩個非線性的固定卷積層，其研究在手寫字識別等小規模問題上，取得了當時最好的成果，然而在大規模問題上表現不佳。

深度學習則隨著深度置信網路(Deep Belief Network, DBN)以及使用無監督預訓練方法的提出(Hinton & Salakhutdinov, 2006)以及在語音及影像辨識的成功開始蓬勃發展，DBN 由若干層受限玻爾茲曼機(Restricted Boltzmann Machine, RBM)組成，並採用無監督預訓練方法。微軟研究院(Microsoft Research, MSR)和 Hinton 合作研究基於深度神經網路的語音辨識(圖 2-1)，改變傳統語音識別技術框架，相對錯誤減少率(Error Reduction Rate, ERR)分別取得 16.0%與 23.2%的成果(Dahl et al., 2012)。同年，Hinton 帶領學生在影像資料庫 ImageNet 上，將分類問題前五的錯誤率由 26%大幅降低至 15%(Krizhevsky et al., 2017)。

圖 2-1

微軟研究院和 Hinton 研發的語音辨識系統示意圖



資料來源：<https://www.ithome.com.tw/node/80982>。

2012 年，Ng 與 Dean 開始打造 Google Brain 專案，由 16000 台電腦叢集組成的人工神經網路，在語音及影像辨識等領域取得突破性的進展。通過分析 YouTube 上選取的影片，採用無監督的方式訓練深度神經網路，可將影像自動辨別，如圖 2-2。

圖 2-2

Google Brain 自動辨別貓咪



資料來源：<https://www.nytimes.com/2012/06/26/technology/in-a-big-network-of-computers-evidence-of-machine-learning.html>。

深度學習除了語音以及影像，也在汽車以及人工智慧程式有所發展。Google 在 2014 年開始研發自動駕駛原型車（圖 2-3），具有 17 個感應裝置，藉由雷射、雷達波以及攝影鏡頭等裝置蒐集訊息，能快速建立半徑 200 公尺的 3D 資訊圖。兩年後旗下的 DeepMind 公司開發的人工智慧程式 AlphaGo 擊敗世界圍棋冠軍李世石（圖 2-4）。由此可得知近幾年深度學習開始多元化發展。

圖 2-3

Google 推出的無人駕駛車輛的原型車



資料來源：<https://www.theguardian.com/technology/2014/may/28/google-reveals-driverless-car-prototype>。

圖 2-4

AlphaGo 和世界圍棋冠軍李世石對弈



資料來源：<https://www.theguardian.com/technology/2016/mar/15/googles-alphago-seals-4-1-victory-over-grandmaster-lee-sedol>。

綜合上述相關資訊，本研究將機器學習發展歷程整理如表 2-1 所示：

表 2-1

機器學習發展歷程表

發展時間	發展方向
1949 年	Donald O. Hebb 提出的赫布理論，解釋了在學習過程中大腦神經元所發生的變化，機器學習的概念開始形成。
1950 年	Alan M. Turing 提出思想實驗「Turing test」，用於檢測電腦能否表現出與人相同的智慧，並提及機器學習的概念。
1952 年	IBM 的 Arthur L. Samuel 設計可以學習的西洋跳棋程序。此時機器學習的名稱及定義被提出。
1950 到 1970 年	許多模型與演算法被提出，像是模型感知器(Perceptron)與 XOR 問題，然而當時的電腦無法負擔神經網絡模型的超大計算量，使神經網絡研究停滯了長達十多年。
1981 年	反向傳播算法解決了感知器模型的問題，促成神經網絡的快速發展。 著名的機器學習演算法-決策樹，也就是 ID3 演算法，以及 ID4、迴歸樹以及 CART 等被提出，這些理論成為了日後機器學習發展的雄厚基礎。
1995 年	分成兩大方向發展，分別是神經網絡及支援向量機，其中代表開端為卷積神經網路以及支援向量機。
2006 年	深度置信網路以及無監督預訓練方法被提出，在語音及影像辨識領域開始蓬勃發展。

(續下頁)

發展時間	發展方向
2012 年	<p>微軟研究院和 Hinton 合作研究基於深度神經網路的語音辨識，改變傳統語音識別技術框架，降低錯誤率。</p> <p>打造 Google Brain 專案，在語音及影像辨識等領域取得突破性的進展，採用無監督的方式訓練，將影像自動辨別。</p>
2014 年	<p>Google 開始研發自動駕駛原型車，具有 17 個感應裝置，此時深度學習不只在語音及影像辨識有所進展，而是開始多元化發展。</p>
2016 年	<p>DeepMind 公司開發的人工智慧程式 AlphaGo 擊敗世界圍棋冠軍李世石。</p>

資料來源：本研究整理。



二、機器學習的種類

機器學習包含不同類型的學習模式，可以分成監督式學習、非監督式學習、半監督式學習以及強化式學習等四種學習模式。在各學習模式中都可以套用一種或多種學習方法以達到最佳準確性。

四種學習模式的說明如下：

1. 監督式學習(Supervised learning):機器從標籤化的資訊中分析後做出預測，在學習過程中透過誤差的對比，進行修正達到更精準的預測，因此準確率較非監督式學習高。然而需要大量的事前標記作業，當資訊量增加時便難以標記所有資料。
2. 非監督式學習(Un-supervised learning):訓練資料沒有標籤，機器透過尋找資料的特徵，自己進行分類，找出潛在的規則，不對資料有正確或不正確的判別。不需事先進行人工分類可省去大量時間，然而對機器負擔較大，誤差也較大。
3. 半監督式學習(Un-supervised learning):針對少部分資料給予標籤，機器只需透過有標記的資料找出特徵並對其他資料進行分類，此學習模式較非監督式學習精準，且較監督式學習省時，此為最常用的方式。
4. 強化式學習(Reinforcement learning):不需要給機器資料，直接讓機器與環境互動，透過每一次的互動來學習，機器會根據回饋的好壞，自行逐步修正，以取得最大化的預期效益。

三、機器學習的應用

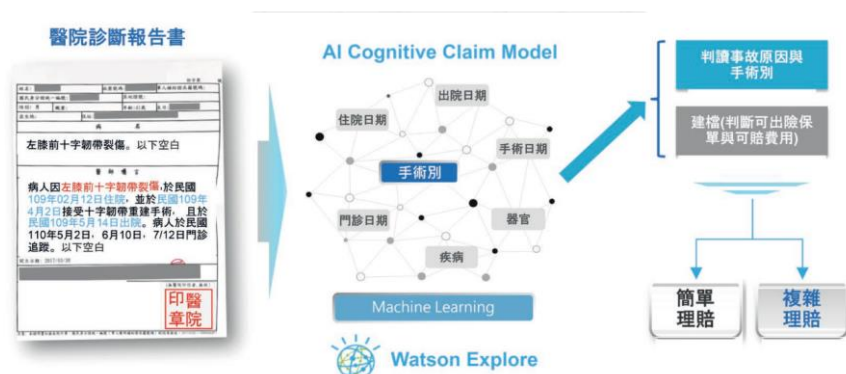
目前機器學習應用的領域很廣，包含金融、交通、製造、醫療和娛樂等方面，幫助進行預測、辨識、流程管理以及提高成效。

金融方面涵蓋客群經營、風險合規、流程精進以及數據分析等。日本壽險巨頭富國生命保險(Fukoku Mutual Life Insurance)引入 IBM 日本公司的 Watson 系統

(圖 2-5)，除了可以確定保險理賠金額，也能核對客戶的保險合同，以發現任何特殊保險條款，可以用於阻止賠付疏忽（蕭俊傑，2019），日本郵政保險公司(Japan Post Insurance Co.)與日本生命保險公司(Nippon Life Insurance Co.)也使用了 Watson 系統。蘇格蘭皇家銀行使用人工智慧數位助理 Luvo 了解並回應客戶的需求，透過電話和即時回應來提高客戶服務滿意度。透過機器學習協助預測客戶喜好，在適當的時間提供合適的產品，改善提供新產品與服務的方式，並分析先前市場行銷活動資訊，與舊有相關訊息做整合，預測並提出未來發展的可能性。（李永和，2019）。

圖 2-5

智慧保險理賠



資料來源：人工智慧與金融應用(蕭俊傑，2019)。

交通方面包含路況資訊、行車安全、道路維護以及承載預測。澳洲西岸的西澳警署道路安全局成立數據與智慧部門，運用機器學習提供數據，以確保安全局的策略執行與資源分配得當，例如應當在哪些路口配置測速鏡頭等，並建立嚴重傷亡模型，使用原有數據加上道路特性與車流等變因，大幅降低分析運算時間且降低重大道路傷亡率（陳愷新，2020），如圖 2-6。美國奇異運輸(GE Transportation)利用 SAS 即時串流分析技術，開發出一套即時偵測鐵軌異狀的影像辨識系統（圖 2-7），在火車頭上搭載電腦視覺與物聯網系統，即時分析列車行駛時的鐵軌影像，進行邊緣運算，讓工程人員能及時且精確發現軌道的缺陷位置（陳愷新，2020）。

圖 2-6

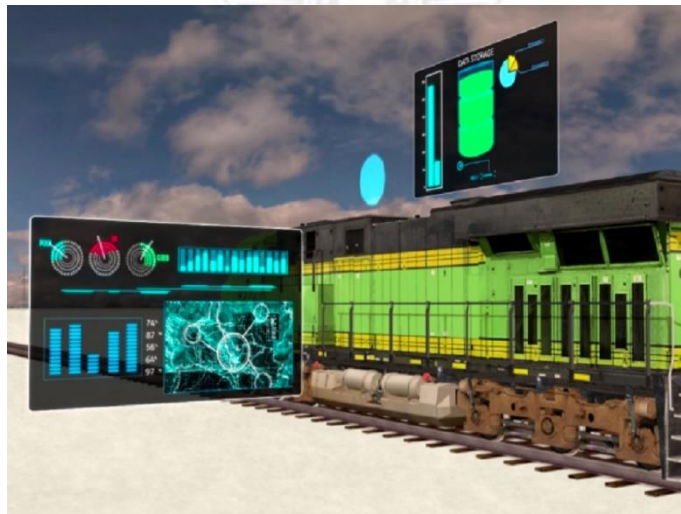
西澳警署利用機器學習建立的模型來預防車禍



資料來源：<https://futurecity.cw.com.tw/article/1219>。

圖 2-7

美國奇異運輸開發偵測鐵軌異狀的影像辨識系統



資料來源：<https://futurecity.cw.com.tw/article/1219>。

製造業涵蓋了資料管理、行銷分析、銷售分析、品質管理以及客戶管理等。

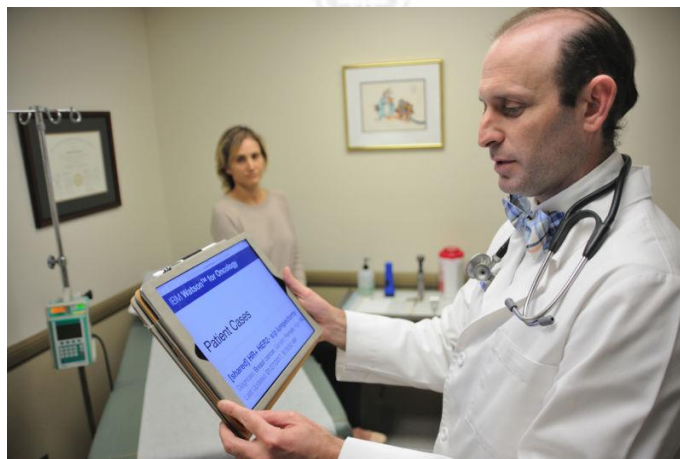
Ocean Spray 利用機器學習，分析過去的資料，測量銷售提升的趨勢，並分析競爭者促銷模式，協助將商品上市的方式調整得更好。透過機器學習，除了產品資料分析，也幫助分析農田顏色、土壤與氣候狀況等等變因，期望改善蔓越莓田的品

質(Boulton, 2021)。Honeywell 與微軟合作，運用 Azure 雲端平臺，協助調整會議優先順序，提供用戶數位化維護服務，使用接近即時的分析，全面掌握設施和資產的效能，亦能連續分析建築物的 HVAC 耗能模式，自動最佳化能源配置，同時也提供網路安全服務，實時進行威脅偵測(Boulton, 2021)。

醫療領域則包含了醫療機器人、AI 智能診療及影像識別、智能藥物開發以及智能健康管理。2017 年臺北醫學大學引進了 IBM 研發的第一套 AI 癌症輔助治療系統-華生醫生(Watson for Oncology, WFO) (圖 2-8)，除了透過詳實的醫學資料庫進行診斷輔助，此系統能以清晰、具體的視覺化方式呈現資訊，對於醫生與病人溝通醫療細節以及病情的討論有很大的幫助(王聿泰、陳泓勳，2019)。臺北榮民總醫院與國立陽明交通大學共同開發以人工智慧於脊椎側面照映之 X 光影像(圖 2-9)，結合三種人工智慧模組(ResNet34、DenseNet121、DenseNet201)，輔助醫師判讀與診斷脊椎骨折(周伯鑫醫師團隊，2021)。

圖 2-8

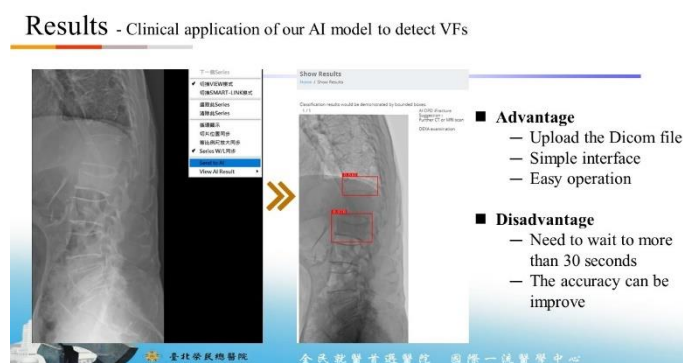
華生醫生(Watson for Oncology)示意圖



資料來源：<https://arstechnica.com/science/2017/02/ibms-watson-proves-useful-at-fighting-cancer-except-in-texas/>。

圖 2-9

臺北榮民總醫院與國立陽明交通大學共同開發之以人工智慧於脊椎側面照映之X光影像



資料來源：

https://matching.org.tw/matching/index.php?action=product_detail&prod_no=P0000100002645。

娛樂方面在遊戲、影視、音樂以及藝術產業都可以看到機器學習的應用實例。電影《艾莉塔：戰鬥天使》的製作中使用兩種機器學習方法，一種是用來推算艾莉塔面部肌肉的運動數據，另一種則是用來製作皮膚，通過訓練產生正確大小和方向的肌膚和毛孔（申一帆、樊曉芳，2019）。IBM 用人工智慧 Watson 製作了恐怖電影《摩根》的預告片（圖 2-10），透過機器學習分析了 100 部典型恐怖電影的場景構成、聲音和視覺元素，挑選出最壯觀以及最吸引人的瞬間，僅花了一天變完成節省了非常多時間(Smith, 2016)。Sony CSL 研發 Flow Machines（圖 2-11），將音樂風格轉化成可分析的數據，包含古典樂、搖滾、電子與流行樂等，系統會依據音樂家的作品建構創作脈絡與慣用詞彙，來生成風格相近的音軌（網易科技，2019）。

圖 2-10

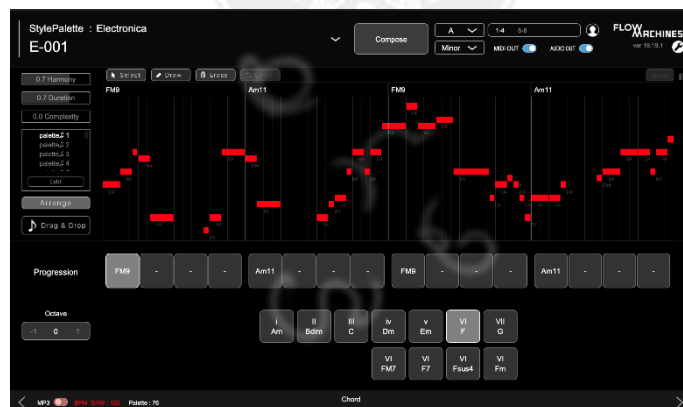
IBM 人工智慧 Watson 恐怖電影分析示意圖



資料來源：<https://www.youtube.com/watch?v=gJEzuYynaiw>。

圖 2-11

Sony CSL 研發的 Flow Machines 操作畫面



資料來源：<https://www.flow-machines.com/>。

第二節 生成對抗網路

一、生成對抗網路的定義與特性

機器學習有許多種訓練方法，如深度神經網路(Deep Neural Networks, DNN)、卷積神經網路(Convolutional Neural Network, CNN)以及生成對抗網路(Generative Adversarial Network, GAN)等，訓練模型時根據不同的需求使用不同的訓練方法。

生成式對抗網路是由兩組訓練模型組成，一組訓練生成假資料-生成器(Generator)，另外一組則訓練如何辨別資料真偽-鑑別器(Discriminator)。生成器生成的資料取決於訓練時採用的訓練集(training set)，生成器會盡可能的模仿訓練集中真實樣本的各種特徵資料，以生成非常相似的假樣本，藉由鑑別器的回饋來訓練如何生成更逼真的資料 (Langr & Bok, 2019)。

生成對抗網路可以用於文字、圖像、影像以及音樂的生成，其中圖像生成較為廣泛使用，如圖 2-12。

圖 2-12

使用 CycleGAN 技術將畫作轉化成照片的案例



資料來源：使用一致迴圈生成網路進行非配對影像轉換（朱儁彥等，2017）。

二、生成對抗網路用於音樂領域之相關研究

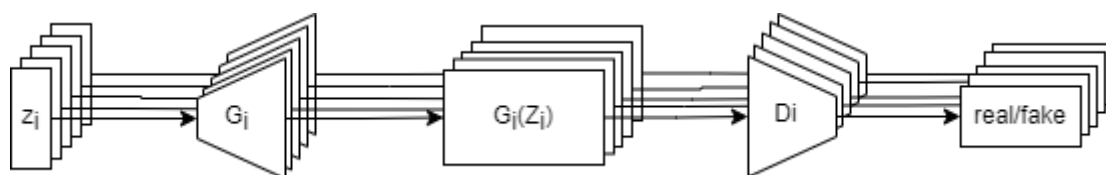
國內外皆有許多生成對抗網路用於音樂領域的研究，如：音樂合成(Engel et al., 2019)、音樂創作系統(郭易倫, 2021)、音樂風格判斷(黃浩軒, 2020)以及音樂風格轉換(Brunner et al., 2018)等。其中關於音樂生成以及音樂創作系統的研究非常多，從單音軌到多音軌音樂的生成，根據不同樂器進行音樂生成，不同音樂風格的音樂生成等等。最著名的 GAN 音樂生成系統有兩個，分別為 MuseGAN (Dong et al., 2018) 跟 GANSynth (Engel et al., 2019)，大多數音樂生成研究都會參考其研究或理論。

MuseGAN 是針對多音軌的音樂生成，基於 GAN 提出了三種模型來生成音樂，分別為 jamming model、composer model 以及 hybrid model，如圖 2-13，分別對應多音軌生成互不相關、完全相關以及混合。從搖滾音樂中挑選出 10 萬個 bar 來進行訓練，並生成 5 個軌道的 piano roll，分別是貝斯、鼓、吉他、鋼琴與其他絃樂，並產生五個音軌的流行音樂段落。

GANSynth 使用漸進式 GAN 架構，將訓練音樂透過透過傅里葉變換(STFT)，將波形(waveform)轉換成一系列頻譜表示來訓練 GAN，並生成高保真音頻，發現對於音樂這樣的高週期聲音，根據頻譜生成瞬時頻率(IF)的 GAN 較生成波形的 GAN 和無條件 WaveNets 基線能獲得更好的音頻質量，並且合成音頻的速度較快。

圖 2-13

MuseGAN 的三種模型，(a)jamming model，(b)composer model，(c)hybrid model



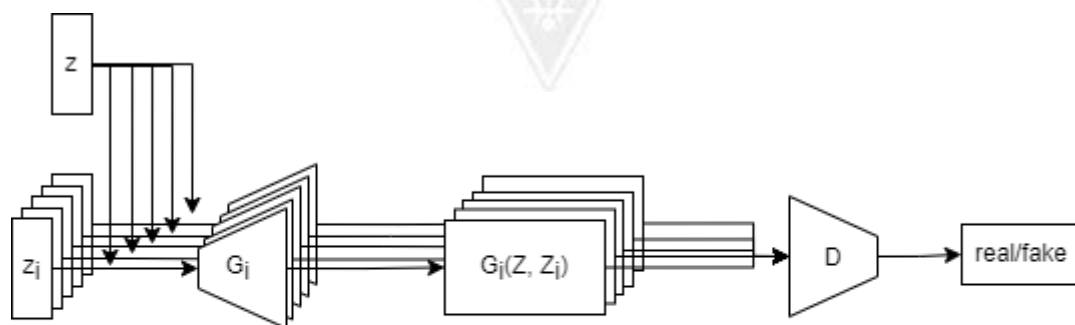
(a) Jamming Model

(a)



(b) Composer Model

(b)



(c) Hybrid Model

(c)

資料來源：MuseGAN: Multi-Track Sequential Generative Adversarial Networks for Symbolic Music Generation and Accompaniment (Dong et al., 2018)

第三節 音樂節奏遊戲

音樂節奏遊戲是一種挑戰玩家節奏感的遊戲。在遊戲中，玩家根據音樂節奏和拍譜用手腳、鍵盤或是控制器給予回應，考驗玩家對於節奏的專注力與反應力。遊戲表現的類型多元，包含跳舞機、樂器模擬機台、太鼓達人、下落式音樂遊戲以及純節奏音樂遊戲等，而下落式音樂遊戲則占市面上音樂節奏遊戲的大宗。

一、音樂節奏遊戲的起源與發展

節奏遊戲的概念起源自 1978 年由 Ralph H. Baer 與 Howard J. Morrison 開發的電玩遊戲《西蒙》(Simon) (圖 2-14)，創造了呼應機制，遊戲開始後，按鈕會以隨機順序依序亮起，並且伴隨著特別的音調，玩家需要憑藉記憶，依序按下相應的按鈕。

圖 2-14

電玩遊戲 Simon



資料來源：[https://en.wikipedia.org/wiki/Simon_\(game\)](https://en.wikipedia.org/wiki/Simon_(game))。

最早的音樂節奏遊戲則是 1996 年由 Sony 在初代 PlayStation 上發行的《動感小子》(PaRappa the Rapper) (圖 2-15)，通過判斷音符橫向滾動的時機，按下相應的按鈕，並根據節奏的準確度給予 Awful、Bad、Good 以及 Cool 四種分數判定。

圖 2-15

動感小子 PS4 重製版遊戲圖



資料來源：<https://iter01.com/447568.html>。

1997 年 KONAMI 推出的《狂熱節拍》(Beatmania)開創了下落式音樂遊戲的先河，參考了《動感小子》的判定概念，第一次採用了判定線，改進許多細節增強玩家的體驗度，如圖 2-16(a)。隨著《狂熱節拍》的成功 KONAMI 接著推出了《吉他高手》(GuitarFreaks)和《狂熱鼓手》(DrumMania)兩款接機遊戲，延用下落式譜面，模擬樂團中的電吉他與爵士鼓演奏，在日本掀起一波風潮，然而因成本考量在海外市場影響力不大，如圖 2-16(b)。

圖 2-16

KONAMI 推出的音樂節奏遊戲(a)Beatmania 的機台，(b) DrumMania 的機台



(a)



(b)

資料來源：<https://iter01.com/447568.html>。

2001 年日本 NAMCO 推出的太鼓達人系列在日本大獲成功，並逐漸風靡全球，至今仍舊活躍發展。遊戲將日本傳統樂器太鼓與流行音樂結合，譜面以橫向的方式移動，配合音樂時機敲打出正確的節奏。除了大型機台（圖 2-17(a)），太鼓達人系列也推出了電腦與家用主機版本，如 PS 系列、Xbox 與 Wii 等，如圖 2-17(b)。

圖 2-17

日本 NAMCO 推出的太鼓達人，(a)接機版本，(b)電腦版本遊戲畫面



(a)



(b)

資料來源：<https://forum.gamer.com.tw/C.php?bsn=4341&snA=7252>。

2005 年 Red Octane 和 Harmonix 在 PlayStation 2 發行的《吉他英雄》(Guitar Hero)（圖 2-18）在歐美掀起一波風潮，使用吉他形控制器，模擬演奏搖滾音樂，其他遊戲機制與《吉他高手》類似。

圖 2-18

Guitar Hero 產品圖



資料來源：<https://www.amazon.com/Guitar-Hero-Bundle-PlayStation-2/dp/B000BU8YA2>。

隨著家用電腦和網際網路的普及，音樂節奏遊戲逐漸網路化，2005 年韓國 T3 Entertainment 開發了《勁樂團》和《勁舞團》（圖 2-19），以及鈦象電子於 2007 年推出的《唯舞獨尊 Online》，推出後隨即掀起一股熱潮，同時將音樂節奏遊戲帶入網路時代。

圖 2-19

勁舞團遊戲畫面



資料來源：<https://gnn.gamer.com.tw/detail.php?sn=200513>。

智慧型手機問世後，出現越來越多行動平台上的音樂節奏遊戲，包含日本遊戲商發行的《Love Live! 學園偶像祭》、《BanG Dream! 少女樂團派對》（圖 2-20）以及《世界計畫 繽紛舞台！ feat.初音未來》等；臺灣遊戲商發行的《Cytus》、《Deemo》（圖 2-21）以及《Lanota》等，逐漸取代其他形式的音樂節奏遊戲，成為大宗。

圖 2-20

*BanG Dream! 少女樂團派對*遊戲畫面



資料來源：<http://www.mobimon.com.tw/bang-dream/about/index.aspx>。

圖 2-21

Deemo 遊戲畫面

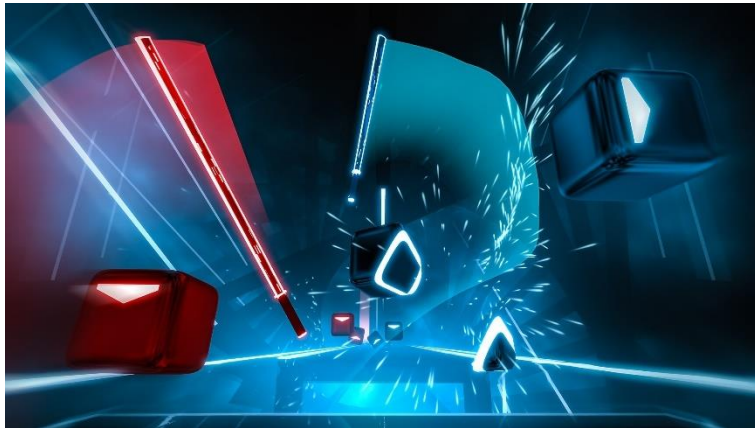


資料來源：<https://www.techbang.com/posts/15650-taiwan-new-deemo-last-real-game-micro-wake-your-sleeping-beauty-story-of-soul-music>。

2018 年 Beat Games 開發的虛擬實境音樂遊戲《節奏光劍》(Beat Saber) (圖 2-22)，遊戲中玩家可以通過操縱桿在虛擬場景中根據音樂節奏準確地砍擊方塊，發行後迅速成為最熱門的音樂節奏遊戲之一，並讓音樂節奏遊戲開始朝向虛擬實境平台發展。像是《Audica》、《Ragnarock》以及《DEEMO -Reborn-》等遊戲。

圖 2-22

Beat Saber 的遊戲畫面



資料來源：https://www.playstation.com/zh-hant-tw/games/beat-saber_0/。

二、 現有音樂節奏遊戲

目前市面上有多款音樂節奏遊戲，本研究挑選幾款較知名、特殊或具有代表性的遊戲，統整分析發現拍點的形式大多相同，如單點、連點以及滑行等。然而在拍譜型態與遊玩操作有明顯區別，因此將所挑選的音樂節奏遊戲分別根據音樂拍譜的型態與遊玩方式進行探討，根據音樂拍譜的型態可分為拍點下落式、拍點單軌式以及拍點出現式。

1. 拍點下落式

拍點會沿單一方向隨著時間下落，移動至判定線，目前大多數音樂遊戲都採用此遊玩模式。2014 年 CREAPPTIVE 推出的《BEAT MP3》(圖 2-23) 用聲音分辨系統設計譜面，除了遊戲內的歌曲之外亦可將手機內的歌曲輸入遊戲中，可以遊玩自己喜歡的歌曲，然而譜面與歌曲的符合度不高。兩年後發行了《BEAT MP3 for YouTube》，藉由人工智能分析 Youtube 上的音樂，自動生成譜面，然而譜面的精準度仍舊不高。

圖 2-23

BEAT MP3 遊戲畫面



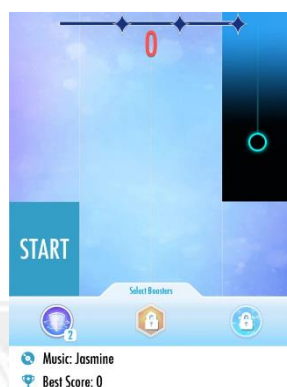
資料來源：

https://play.google.com/store/apps/details?id=com.studio7775.BeatMP3&hl=zh_TW&gl=US。

2015 年獵豹移動推出《別踩白塊兒 2》(圖 2-24)，其前身為《別踩白塊兒》，操作方式簡單，當琴鍵向下移動時，玩家只需不斷踩著黑色方塊前進，點擊黑色方塊時會出現相對應的鋼琴聲，遊戲中並無判定線，因此在任何位置皆可以按下黑色方塊，然而方塊的點擊速度會影響音樂的表現。

圖 2-24

別踩白塊兒 2 遊戲畫面



資料來源：<https://apps.apple.com/tw/app/%E9%8B%BC%E7%90%B4%E5%A1%8A2/id1027688889>。

2020 年日本武士道發行了《D4DJ Groovy Mix》(圖 2-25)，是以 DJ 為主題的音樂節奏類社交手機卡牌遊戲，遊戲畫面不只是單純點擊下落式拍點，還結合了 DJ 盤中的緩動盤以及音量推子，模擬真實 DJ 演奏。點擊緩動盤時，會得到譜面延遲與相對應的混音回饋，而音量推子則會調整背景音樂的音量，玩法更加多元。

圖 2-25

D4DJ Groovy Mix 遊戲畫面



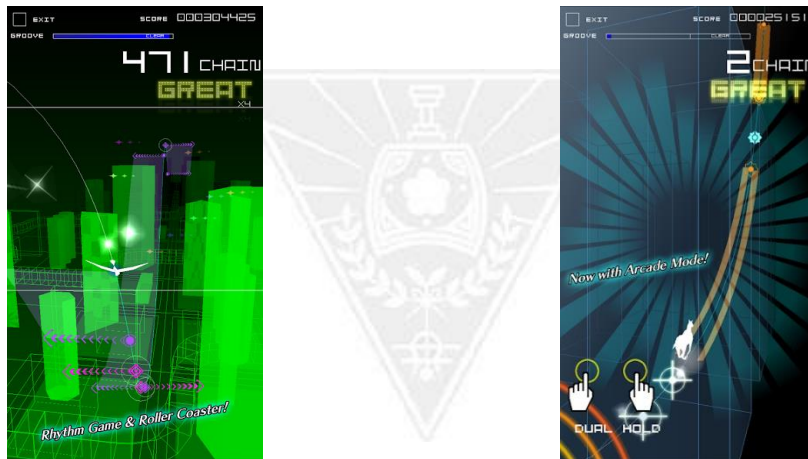
資料來源：<https://d4dj.bushimo.jp/system/>。

2. 拍點單軌式

遊戲中只會有一個判定點，拍點會在單一軌道上以流水線的形式排列移動到判定點。2001 年推出的太鼓達人系列即為單軌式音樂節奏遊戲。2011 年 TAITO 推出《Groove Coaster》(圖 2-26)，遊戲中小光點即為判定點，小光點會不斷前進，途中會出現一些小點即為拍點，當光點經過小點時點擊畫面會出現相對應的視覺回饋，除了單擊亦會出現需要長按的部分。

圖 2-26

Groove Coaster 遊戲畫面



資料來源：

<https://play.google.com/store/apps/details?id=jp.co.taito.groovecoasterzero>。

3. 拍點出現式

拍點會在特定位置以及特定時間點出現與消失，不會移動。2007 年 Herbert 開發的《osu!》(圖 2-27) 有四種不同的模式，而其中最主要的遊戲玩法 OSU! 模式為出現式音樂節奏遊戲，隨著音樂節奏拍點會出現在畫面中的特定位置，並且過一段時間會消失，此時玩家需以滑鼠點擊譜面上的圓圈、拖曳或旋轉輪盤。

圖 2-27

osu! 遊戲畫面



資料來源：https://www.taptap.io/app/170963?hreflang=zh_TW。

2012 年雷亞遊戲開發的《Cytus》(圖 2-28) 也是一款出現式音樂節奏遊戲，操作方式為拍點以浮出的方式呈現，判定線以黑線形式橫貫遊戲畫面，並且上下來回移動，當判定線移動到拍點時，為正確點擊拍點的時機。

圖 2-28

Cytus 遊戲畫面



資料來源：<https://play.google.com/store/apps/details?id=com.rayark.Cytus.full>。

綜合上述相關遊戲資訊，本研究將拍點類型整理如表 2-2 所示：

表 2-2

現有音樂節奏遊戲拍點型態比較表

拍點類型	開發商(年份)	遊戲名稱	特點
下落式	CREAPPTIVE(2014)	BEAT MP3	1.可自行輸入歌曲 2.表現不影響歌曲呈現 3.拍譜精準度不足
	獵豹移動(2015)	別踩白塊兒 2	1.表現會影響歌曲速度 2. 無判定線 3.無點擊聲音回饋
	武士道(2020)	D4DJ Groovy Mix	1.結合 DJ 盤表現，並給予真實回饋 2.有點擊聲音回饋
單軌式	NAMCO(2001)	太鼓達人	1.只有一個判定點，然而有兩種判定方式 2.有點擊聲音回饋
	TAITO (2011)	Groove Coaster	判定點以滑動方式移動
出現式	Herbert(2007)	osu!	1.有四種不同的模式 2.以滑鼠遊玩
	雷亞遊戲(2012)	Cytus	1.判定線會移動 2.有點擊聲音回饋

資料來源：本研究整理。

根據遊玩方式可分為直接點擊拍點、節奏反應敲擊以及實體媒介，其中直接點擊拍點為目前市面上大多數音樂節奏遊戲的遊玩方式。

1. 直接點擊拍點

當拍點出現或到判定線時直接點擊拍點。2012 年 SEGA 發行了大型電玩音樂遊戲《MAIMAI》（圖 2-29）機台螢幕為圓形，玩家可透過觸碰螢幕或按鍵遊玩，拍點會由中心向外移動，有六種拍點表現，分別為 TAP、BREAK、HOLD、SLIDE、EACH 跟 TOUCH，音樂庫龐大，共收入 600 多首日本流行音樂。

圖 2-29

MAIMAI 遊戲機台



資料來源：<https://zh.wikipedia.org/wiki/Maimai>。

2022 年香港獨立遊戲工作室 Dream Engine Games 打造旋轉手機音樂遊戲《旋轉音律 Rotaeno》（圖 2-30），不同於傳統音樂遊戲的點擊式判定，玩家需要快速旋轉手機並跟著節拍敲擊譜面，來完成譜面的判定。

圖 2-30

旋轉音律 Rotaeno 遊戲畫面



資料來源：

https://play.google.com/store/apps/details?id=com.xd.rotaeno.googleplay&hl=zh_TW&gl=US。

2. 節奏反應敲擊

遊戲中無判定點，而是根據音樂節奏單擊鍵盤或給予回饋。2006 年任天堂於 Game Boy Advance 平台開發了《節奏天國》(圖 2-31)，遊戲分為 8 個章節，每一章節有 6 階段，遊戲中按照節奏訊號做出響應動作，為了強調節奏感，遊戲會給予錯誤的視覺訊號，讓玩家在遊玩中練習與培養節奏感。

圖 2-31

節奏天國遊戲畫面



資料來源：<https://game.udn.com/game/story/122090/5646929>。

2017 年推出的《節奏醫生》(圖 2-32) 為一款高難度單鍵節奏遊戲，玩家需要按在旋律的第七拍按下空白鍵，遊戲中會出現不同的干擾病毒，導致音樂遲鈍或錯拍，需倚靠玩家莫屬節拍，除了音樂遲鈍，亦會出現多重奏、弱節拍以及盲人模式等各種挑戰。

圖 2-32

節奏醫生遊戲畫面



資料來源：

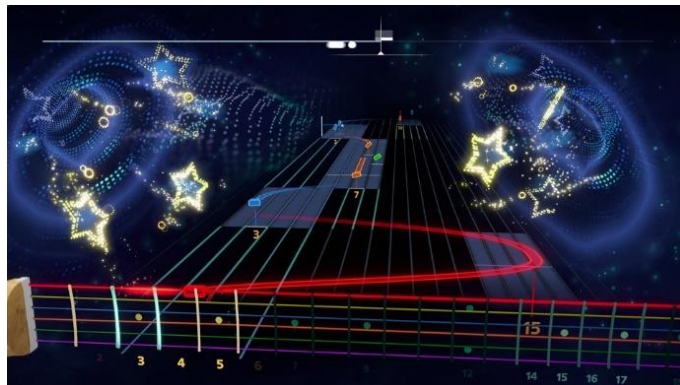
<https://steamcommunity.com/sharedfiles/filedetails/?l=tchinese&id=886344577>。

3. 實體媒介

藉由實體樂器或物品反饋於判定點，並無直接點擊拍點。2011 年 Ubisoft 發行了《Rocksmith 搖滾史密斯》(圖 2-33)，是全球第一款也是唯一一款支援真實吉他或貝斯的音樂節奏遊戲，透過音源線的連接即可遊玩，玩家可以通過遊戲學習吉他或貝斯的演奏技巧，具備自動調教功能，會根據玩家的程度做出不同變化。

圖 2-33

Rocksmith 搖滾史密斯遊戲畫面



資料來源：<https://www.ubisoft.com/zh-tw/game/rocksmith/plus>。

2019 年任天堂推出的《健身環大冒險》具備節奏遊戲模式，如圖 2-34。其拍譜表現方式與下落式音樂遊戲相同，然而是以健身環做為判定媒介，玩家需要隨著音樂節奏，按指示將健身環旋轉、拉開或推壓，並搭配深蹲動作，讓玩家在遊玩時也能鍛鍊身體。

圖 2-34

《健身環大冒險》節奏遊戲模式遊戲畫面



資料來源：<https://gnn.gamer.com.tw/detail.php?sn=194610>。

綜合上述相關遊戲資訊，本研究將遊玩方式整理如表 2-3 所示：

表 2-3

現有音樂節奏遊戲遊玩方式比較表

遊玩方式	開發商(年份)	遊戲名稱	特點
直接點擊拍點	SEGA(2012)	MAIMAI	1.為大型機台 2.具有六種拍點表現
	Dream Engine	旋轉音律	敲擊拍點搭配旋轉手機
	Games(2022)	Rotaeno	

(續下頁)

遊玩方式	開發商(年份)	遊戲名稱	特點
節奏反應敲擊	任天堂(2006)	節奏天國	會給予錯誤的視覺訊號，讓玩家更專注於音樂節奏
	7th Beat Games(2017)	節奏醫生	1.結合醫院背景，干擾以病毒呈現 2.多種干擾挑戰，如多重奏、弱節拍與盲人模式
實體媒介	Ubisoft(2011)	Rocksmith 搖滾史密斯	1.支援真實吉他或貝斯 2.具自動調教功能，自行調整難易度
	任天堂(2019)	健身環大冒險 節奏遊戲 模式	1.以健身環做為判定媒介 2.遊玩的同時可以健身

資料來源：本研究整理。

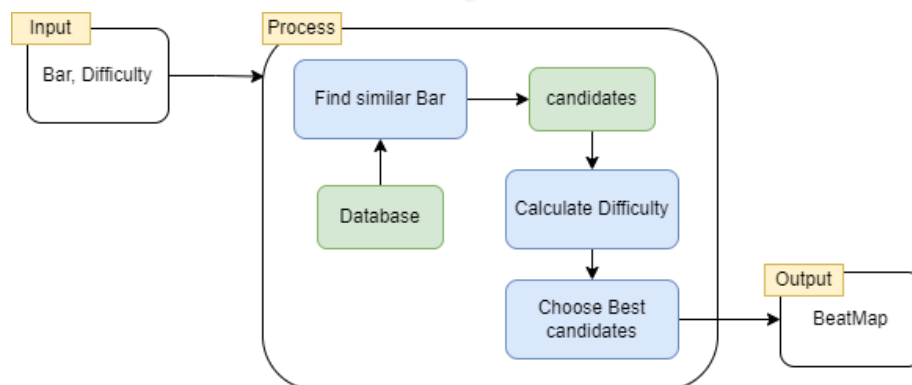
三、音樂節奏遊戲自動生成之相關研究

目前國內外有許多音樂節奏遊戲自動生成的相關研究，例如：拍譜自動化生成（楊羽農，2017）、舞蹈遊戲圖譜生成(Donahue et al., 2017)、不同難度舞蹈遊戲圖譜的微調系統(Tsujino and Yamanishi, 2018)以及音樂節奏遊戲模型生成(Takada et al., 2022)，其中音樂遊戲《Love Live！學院偶像季：群星閃耀》(LLAS)的遊戲開發商 KLab 與九州大學合作於 2022 年發表的論文引起注意。

楊羽農的研究以 MIDI 格式的音樂自動生成音樂譜面，導入 MIDI 檔之後，將音樂以小節為單位在資料庫尋找與輸入小節相似度高的拍譜資料，同時根據使用者要求的難易度進行篩選，最後輸出拍譜資料。相似度比對分為兩階段，第一階段先依照小節的拍點數量決定資料庫中的比對範圍，再將第一階段篩選出來的資料與目標小節資料做第二階段的相似度比對，第二階段將每個小節切割成 192 拍，去判斷各拍有沒有拍點，再跟資料庫的資料作比對，找到相似度最高的譜面，輸出為遊戲譜面，流程圖如圖 2-35。

圖 2-35

自動化推薦拍譜流程圖

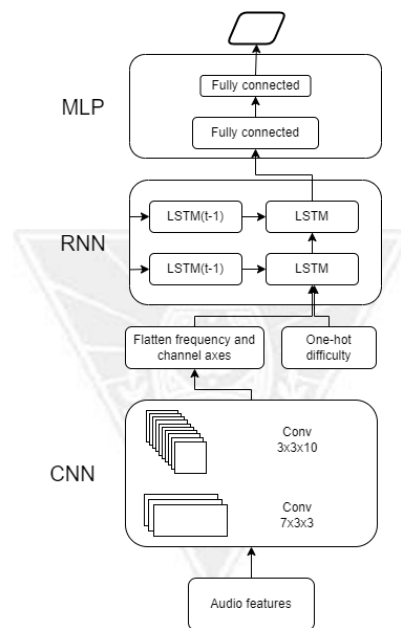


資料來源：基於 MIDI 格式之音樂節奏遊戲拍譜自動化生成之研究（楊羽農，2017）。

Donahue et al. (2017) 生成了較高難度遊戲模式的樂譜，但低難度反而效果不好。採用 RNN (Recurrent Neural Network) 架構中的 C-LSTM (Long Short-Term Memory) 模型，輸入音頻特徵，藉由 CNN (Convolutional Neural Network) 層獲取頻率特徵與通道軸，將獲取的聲音特徵跟困難度的向量做為 LSTM 的輸入，估計一個 step 被放置於圖譜中的機率，並產生圖譜，架構圖如圖 2-36。

圖 2-36

舞蹈遊戲圖譜生成架構圖

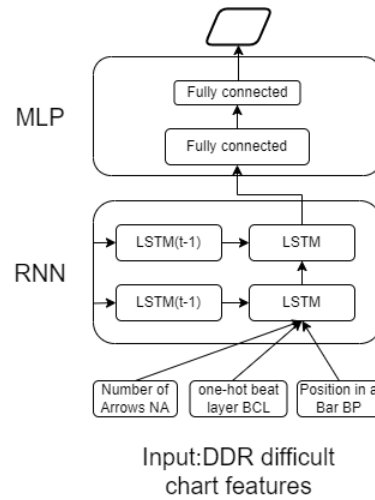


資料來源：Dance Dance Convolution (Donahue et al., 2017)。

Tsujino 和 Yamanishi(2018)採用了 Donahue 的訓練模型，然而將 LSTM 的輸入由藉由 CNN 獲取的聲音特徵跟困難度的向量，更改為各時間困難圖表的分數特徵，架構圖如圖 2-37。

圖 2-37

不同難度舞蹈遊戲圖譜的微調系統架構圖



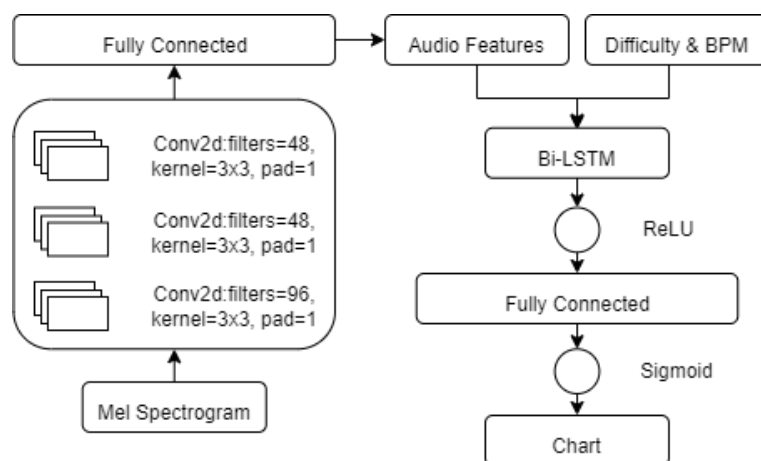
資料來源：Dance Dance Gradation: A Generation of Fine-Tuned Dance Charts

(Tsujino and Yamanishi, 2018)。

Takada et al. (2022) 提出一種給偶像歌曲自動寫譜的模型，通過 AI 輔助的半自動化方式生成，先由 AI 生成樂譜再由 KLab 的藝術家進行微調，另一種方式是 AI 生成低難度樂譜，遊戲設計師在基礎上設計高難度樂譜。基礎模型由卷積神經網路 CNN 層和長短期記憶網路 LSTM 層組成，訓練資料採用幾百首 LLAS 早期的歌曲以及《歌之王子殿下》的歌曲等，生成時輸入梅爾頻譜圖(mel spectrogram)，使用 CNN 層從頻譜圖中提取特徵，並藉由 LSTM 層處理時域訊號，並產生生成音符的時機圖，架構圖如圖 2-38。

圖 2-38

音樂節奏遊戲模型生成架構圖



資料來源：GenéLive! Generating Rhythm Actions in Love Live! (Takada et al., 2022)。

第四節 小結

本研究期望製作以生成對抗網路生成遊戲關卡譜面的音樂節奏遊戲，因此在第一小節與第二小節分別針對機器學習以及生成對抗網路的發展原理與應用進行資料蒐集與分析探討，根據現有的研究文獻，了解機器學習與生成對抗網路的種類與實作方法，以及各生成方式的優缺點。在第三小節中，針對現有的音樂節奏遊戲的拍點呈現方式與遊玩型態進行整理與分析，考量到本研究決定以 PC 作為遊戲操作平台，且有許多玩家對於傳統的下落式音樂節奏遊戲較不擅長，因此決定搭配橫向跑酷遊戲的機制，遊玩型態採用節奏反應敲擊的方式呈現。由於本研究結合音樂節奏遊戲與橫向跑酷遊戲，因此拍點則決定以單軌式的方式呈現。分析現有的音樂節奏遊戲生成研究發現多採用 CNN 與 RNN 架構，然而訓練時需要非常大的樣本數量，因此決定採用 GAN 架構。

本研究同時參考第二小節中提到的 GANSynth 的音樂生成架構，將音樂訓練資料從波形轉換成頻譜後來進行訓練，並以 MuseGAN 提及的 piano roll 呈現方式，將生成的譜面資料以 piano roll 的方式呈現。由於 unity 無法直接處理音樂資訊檔(midi 檔)，因此透過 GAN 生成出的 piano roll 譜面則根據 DryWetMIDI 的 Library 將帶有譜面的音樂資訊檔(midi 檔)匯入 unity 中，讀取譜面資訊生成關卡障礙物。

第三章 研究方法

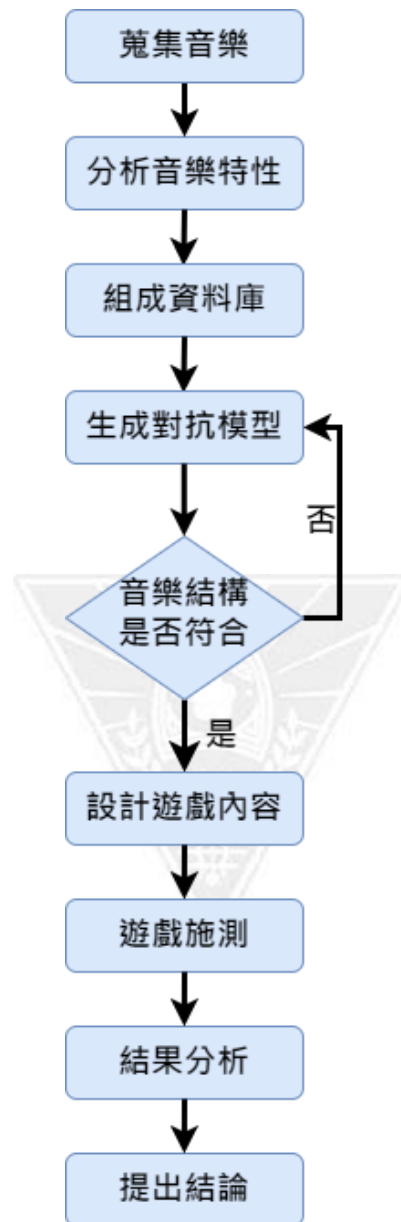
本研究蒐集現有音樂節奏遊戲的音樂，並針對不同難易度進行分類，將其作為訓練模型用的資料庫，並實作一款利用生成對抗網路自動化生成關卡的音樂節奏遊戲。本章共分為四節，第一節為研究架構與設計；第二節為研究工具，介紹本研究的問卷設計；第三節為自動化譜面生成，解釋資料的處理方式以及生成對抗網路模型的生成；第四節為音樂節奏遊戲設計，說明本研究所設計之音樂節奏遊戲的內容。

第一節 研究架構與設計

本研究藉由蒐集不同風格與難易度的音樂，分析其特性並進行分類，將其作為訓練模型的資料來源，利用生成對抗網路模型生成音樂譜面，並經過不斷的生成與淘汰的過程，讓生成出的音樂譜面符合訓練資料對應的譜面，接著進行音樂節奏遊戲的設計與製作，測試與修改遊戲的操作流程與關卡設定。當遊戲製作完成後，進行遊戲施測與問卷調查。最後根據問卷調查結果進行分析，討論生成的音樂譜面是否有與音樂節奏對應，研究架構圖如圖 3-1 所示。

圖 3-1

研究架構圖



資料來源：本研究整理。

第二節 研究工具

一、音樂節奏遊戲

本研究參考市面上的音樂節奏遊戲的遊戲音樂節奏、譜面和介面以及橫向跑酷遊戲的遊戲機制和障礙內容，藉由生成對抗網路，設計並開發以生成對抗網路自動生成遊戲關卡譜面的音樂節奏遊戲，探討玩家對於所生成關卡節奏的體驗。

二、問卷設計

本研究問卷設計分為兩個部分，一個是施測者音樂節奏遊戲與橫向跑酷遊戲經驗問卷，另一個是生成的音樂譜面與音樂節奏的對應關係以及玩家對於關卡節奏的體驗，以下為問卷內容的說明：

1. 玩家遊玩經驗問卷：

玩家遊玩經驗問卷的設計參考以李文勛（2016）所設計的玩家遊戲經驗問卷為基礎進行修改。詢問施測者對於音樂節奏遊戲與橫向跑酷遊戲的遊玩經驗，針對施測者的生理性別、年齡、音樂節奏遊戲與橫向跑酷遊戲遊玩經驗以及每週遊玩音樂節奏遊戲與橫向跑酷遊戲的頻率進行調查，作為統計評估的依據，分析音樂節奏遊戲與橫向跑酷遊戲的遊戲經驗對遊玩表現的影響，題目設計採用單選題的方式作答，如表 3-1。

表 3-1

遊戲經驗問卷

題目	選項	
請問您對於音樂節奏遊戲的遊戲經驗為何？	(a) 沒有玩過	(b) 一年以內
	(c) 一年至三年	(d) 三年以上
請問您平均一週花在音樂節奏遊戲的時間為何？	(a) 一小時以下	(b) 一到五小時
	(c) 五到十小時	(d) 十小時以上

（續下頁）

題目	選項	
請問您對於橫向卷軸跑酷遊戲的遊戲經驗為何？	(a) 沒有玩過	(b) 一年以內
	(c) 一年至三年	(d) 三年以上
請問您平均一週花在橫向卷軸跑酷遊戲的時間為何？	(a) 一小時以下	(b) 一到五小時
	(c) 五到十小時	(d) 十小時以上
請問您玩過幾款音樂節奏遊戲？	(a) 無	(b) 1~3 款
	(c) 3~5 款	(d) 5 款以上
請問您玩過幾款橫向卷軸跑酷遊戲？	(a) 無	(b) 1~3 款
	(c) 3~5 款	(d) 5 款以上

資料來源：本研究整理。

2. 音樂遊戲關卡遊戲體驗問卷：

不同難易度問卷參考以 Adrain & Luisa(2013)對娛樂性與適合度的測試方式以及李文勛（2016）所設計的難易度問卷為基礎進行修改，以李克特氏五點量表(Likert scale)為計分方式，將選項分為非常不同意、不同意、沒意見、同意、非常同意等五個等級，如表 3-2。

表 3-2

音樂遊戲關卡遊戲體驗問卷

題目	選項
我覺得遊戲操作是簡單易懂的(非遊戲難易度)。	(a) 非常不同意
我覺得遊戲難度有與音樂對應(如：音樂越快節奏越複雜，遊戲難度越高)。	(b) 不同意
	(c) 沒意見
我覺得三種障礙(蘑菇、石頭、老鷹)的表現方式有區別。	(d) 同意
	(e) 非常同意
我覺得遊戲介面呈現資訊容易閱讀(如：血量資訊)。	

資料來源：本研究整理。

第三節 自動化譜面生成

本節將說明遊戲音樂譜面藉由生成對抗網路自動生成的機制，內容分為三個部分：訓練資料蒐集與分類整理、生成對抗網路模型以及音樂資料後處理。

一、訓練資料蒐集與分類整理

本研究所採用的音樂素材來自現有的音樂節奏遊戲《BanG Dream! 少女樂團派對》中，官方釋出的純音樂歌曲檔案，由於遊戲中已經大致將音樂進行難易度的分類，因此難易度將採用其分類方式，遊戲將每首歌的譜面分為五個等級，分別為 Easy、Normal、Hard、Expert 跟 Special，然而 Special 並非每一首歌曲都有，因此不作為參考，剩下四個等級分別有標示相對難易度的歌曲等級（圖 3-2），以及各樂曲譜面的基本資訊。

圖 3-2

歌曲難易度等級



資料來源：本研究整理。

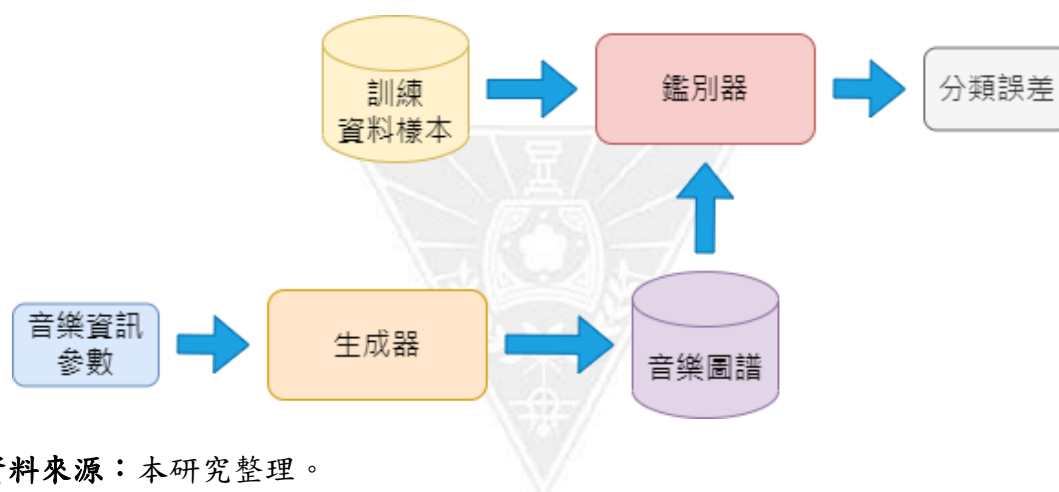
本研究根據遊戲中的 Hard 等級，依照官方公布的歌曲等級以及 BPM(Beat Per Minute)數值，將歌曲分成不同難度，並根據官方的遊戲譜面，統整歌曲的難度等級、遊戲譜面以及歌曲結構資訊等內容，與樂曲結合成音樂資訊檔(midi 檔)，用來作為生成對抗模型的訓練資料。

二、 生成對抗網路模型

音樂資料完成難度分類後，以生成對抗網路生成訓練模型，其中以音樂資訊檔為訓練樣本，訓練總資料樣本數共計 107 筆，檔案中包含的音樂資訊有難度等級、譜面資料、節奏速度以及歌曲結構等內容。放入音樂 wav 檔後，會生成 piano roll 譜面圖，將生成的譜面圖與訓練樣本中的譜面資料比對，經過不斷的淘汰與生成，使最終產生的譜面圖能夠更精確的對應到音樂節奏，架構如圖 3-3。

圖 3-3

GAN 架構圖

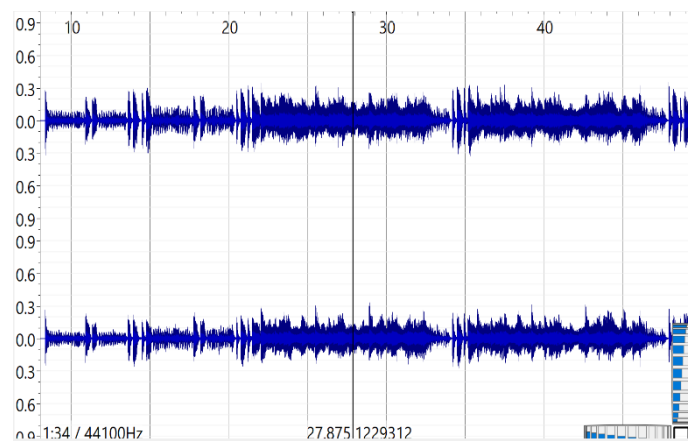


資料來源：本研究整理。

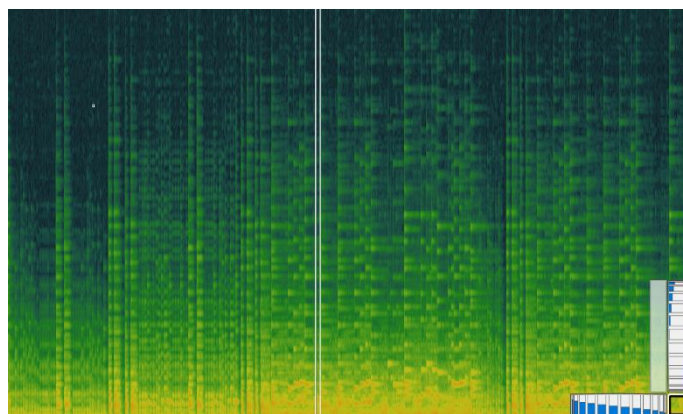
模型訓練完成後，放入欲生成音樂譜面的音樂檔，這邊採用《火影忍者》的 OST1 中的第 7 首歌曲《The Rising Fighting Spirit》，音樂檔案形式為常見的 wav 檔(Waveform Audio File Format)，而此音訊檔的視覺化多以波的方式呈現，然而波形圖(waveform)，如圖 3-4(a)，較難進行音樂資訊分析，因此將波形圖以每 4/4 拍進行分段，把聲音轉化為量化資訊，透過傅立葉轉換(Fourier transform)，讓音樂從時域資料轉換為頻域，轉換成頻譜圖，如圖 3-4(b)，其橫軸代表時間，縱軸代表頻率，從頻譜圖可以得到該時間點各頻率的組成，根據頻譜圖顯示的音頻，分析產生各項音樂資訊參數，如節拍、音高、節奏、歌曲結構與 BPM 等，如圖 3-4(c)即為根據頻譜圖的頻率分佈判斷出每個時間段的音高。

圖 3-4

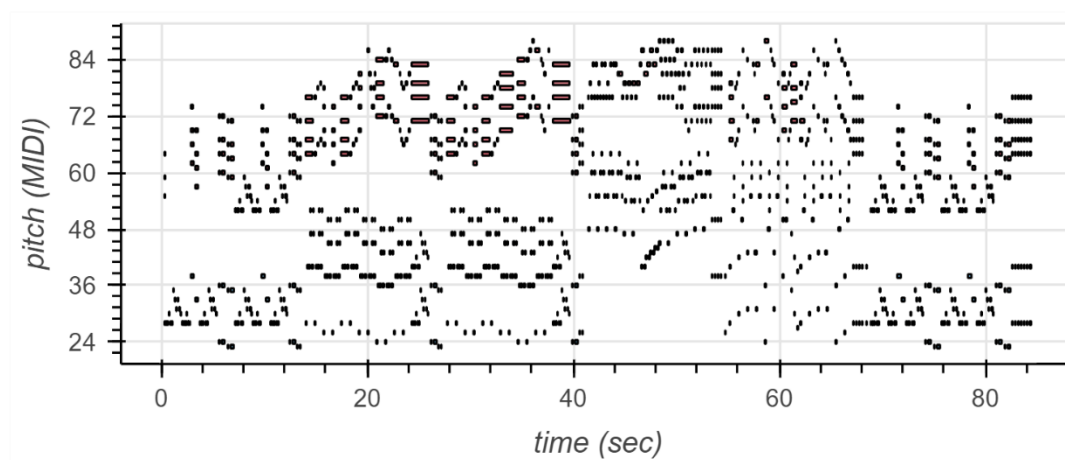
音樂資訊視覺化示意圖，(a) 音樂波形圖，(b) 音樂頻譜圖，(c) 音高(pitch)視覺化



(a)



(b)



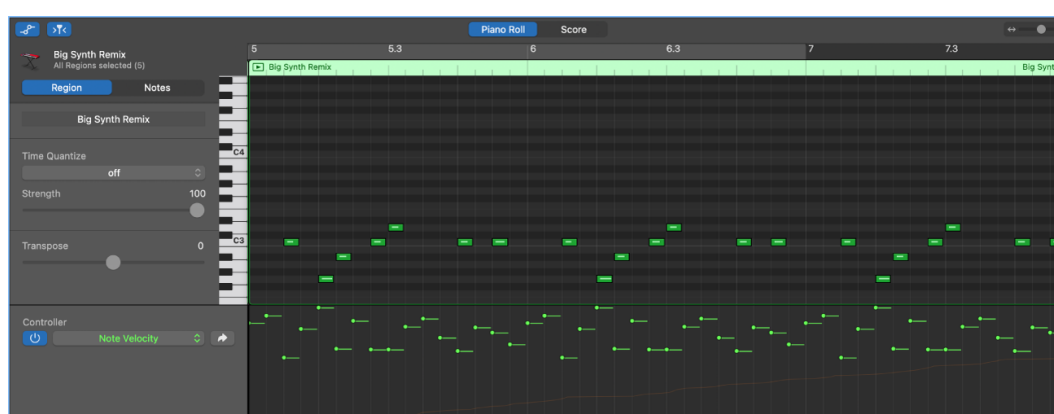
(c)

資料來源：本研究整理。

前述產生的音樂資訊參數經由生成對抗網路模型的生成器生成音樂譜面，譜面則採用鋼琴捲簾記譜(Piano Roll)的形式紀錄，如圖 3-5，橫軸為 time(step)縱軸為音樂的 pitch，可以清楚記錄不同的 time step 正在演奏的音高，將生成之譜面資料與訓練資料中的譜面資料進行比對鑑別，經過不斷的更新生成器的參數後，讓生成出來的譜面圖在鑑別器上的值能更接近訓練資料的數據，最終生成出與音樂節奏對應的譜面圖。

圖 3-5

鋼琴捲簾記譜(Piano Roll)示意圖



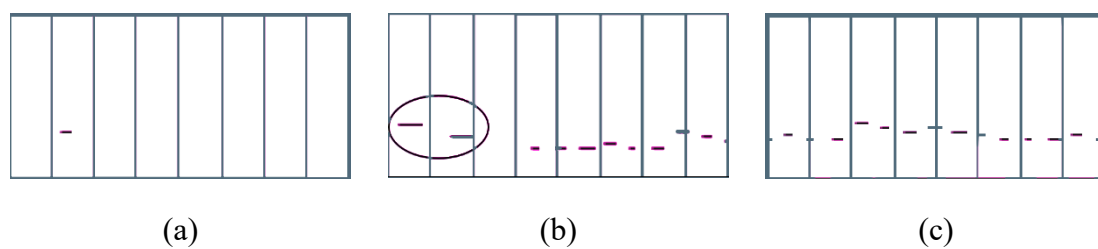
資料來源：<https://support.apple.com/ar-ae/guide/garageband/gbnd0fa9da54/mac>。

三、音樂資料後處理

分析生成之音樂圖譜資料，將樂曲以 4/4 拍為一小節，根據每一小節中的彈奏音之間的間距分類，若每 1/4 小節中的彈奏音只有一個時為單音節奏，如圖 3-6(a)，圖中每 8 塊為 1 小節。每 1/4 小節中有兩個彈奏音時為連續單音節奏，如圖 3-6(b)；而當小節中為連續彈奏音時為連續節奏，如圖 3-6(c)，將圖譜根據前述規則規劃以三種節奏表現方式組成，分別為單音節奏、連續單音節奏以及連續節奏，如圖 3-7，並將拍點資料與音樂一併匯入遊戲中。

圖 3-6

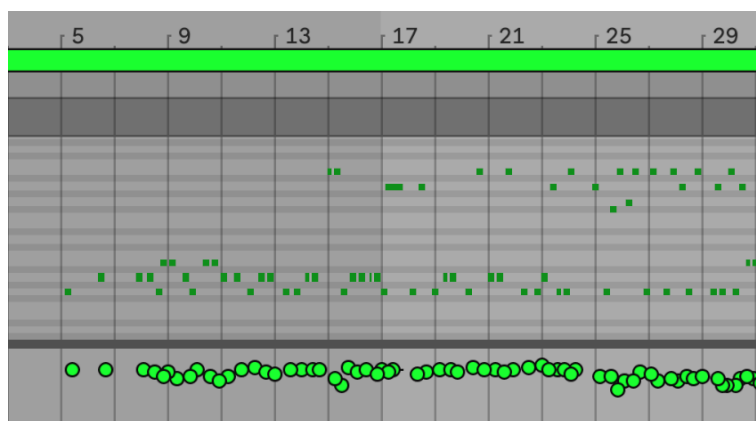
節奏表現判定示意圖，(a)單音節奏，(b)連續單音節奏，(c)連續節奏



資料來源：本研究整理。

圖 3-7

生成之音樂譜面資訊視覺化示意圖



資料來源：本研究整理。

第四節 音樂節奏遊戲設計

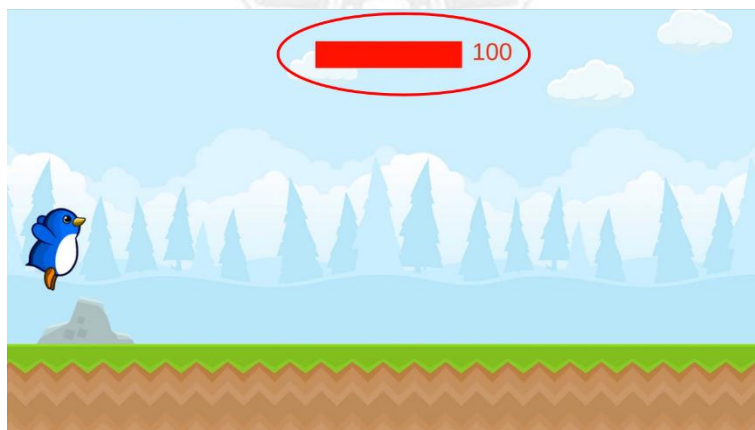
本小節主要介紹本研究所設計之音樂節奏遊戲的內容，分為兩個部分，分別為遊戲介面設計以及遊戲關卡設計，本研究的目的是在探討遊戲音樂與關卡拍點生成的部分，因此並未著重於視覺的設計，而是採用最簡單的遊戲元素組成。

一、 遊戲介面設計

根據文獻蒐集分析現有的音樂節奏遊戲的介面要素，搭配橫向跑酷遊戲的遊戲機制，並經過評估後，確定本音樂節奏遊戲之介面的設計。本遊戲所採用的介面要素主要包含玩家血量的位置與顯示方式（圖 3-8）以及關卡障礙物的位置與大小（圖 3-9）。

圖 3-8

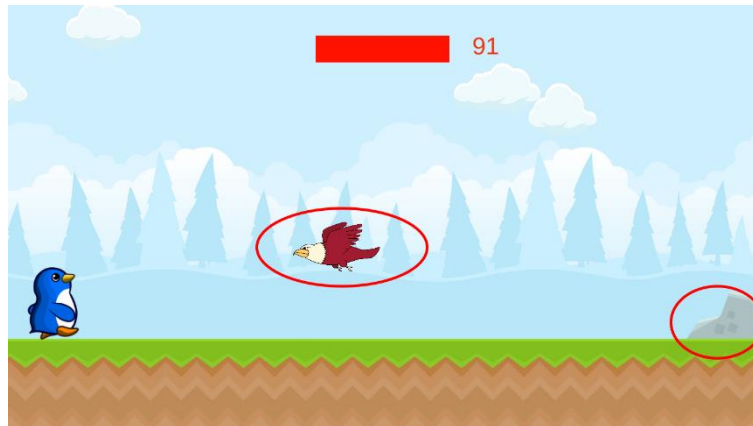
玩家血量的位置與顯示方式



資料來源：本研究整理。

圖 3-9

關卡障礙物的位置與大小



資料來源：本研究整理。

遊戲開始畫面（圖 3-10）除了基本的開始與離開遊戲，還加入了操作說明的按鈕，讓玩家可以藉由操作說明的頁面（圖 3-11），簡單了解遊戲的操作方式，其中操作示範畫面以動畫的方式呈現。

圖 3-10

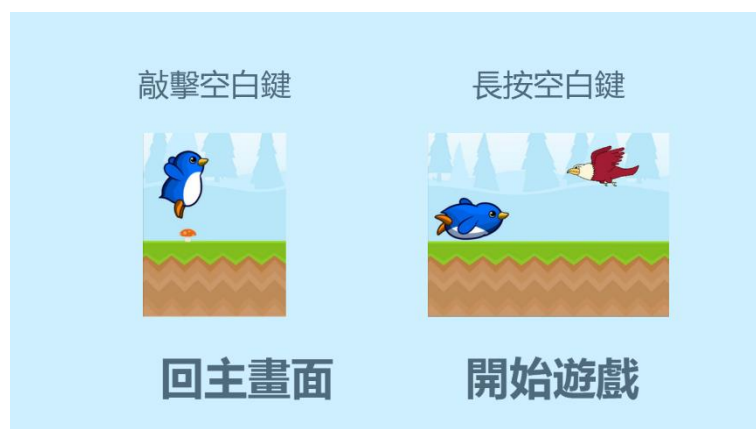
遊戲開始畫面



資料來源：本研究整理。

圖 3-11

操作說明頁面





資料來源：本研究整理。

二、 遊戲關卡設計

本研究參考音樂節奏遊戲《節奏醫生》的操作方式，遊戲操作採用按壓空白鍵的方式進行，分為敲擊與長按兩種方式，並分別對應到操縱角色的跳躍與滑行（表 3-3），藉由兩種動作避開障礙物。

表 3-3

遊戲操作說明




圖片	操作方式	說明
	敲擊空白鍵	敲擊空白鍵可以控制角色跳躍，用以避開地面的障礙。
	長按空白鍵	長按空白鍵可以控制角色貼低地面滑行，用以躲避高處的障礙。

資料來源：本研究整理。

設計三種不同關卡障礙物（表 3-4），分別為蘑菇、岩石以及老鷹，並代表不同的音樂節奏譜面（表 3-5），音樂關卡會根據不同的音樂節奏產生相對應的障礙物，並組合呈現音樂中的難易度差異。

表 3-4

關卡障礙物說明

圖片	障礙物名稱	說明
	蘑菇	位置在地面，高度較低，只需要一次跳躍即可躲避。
	岩石	位置在地面，高度較高，需要二連跳才可以躲避。
	老鷹	位置在空中，需要讓角色滑行，降低高度才可以躲避。



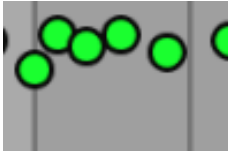

資料來源：本研究整理。

表 3-5

音樂節奏譜面與障礙物之對應關係

拍點名稱	示意圖	現有遊戲對應圖	對應障礙物
單音節奏			蘑菇

（續下頁）

拍點名稱	示意圖	現有遊戲對應圖	對應障礙物
連續單音節奏			岩石
連續節奏			老鷹

資料來源：本研究整理。

根據生成對抗網路模型生成的音樂譜面資訊，自動產生三種不同的關卡障礙物，生成之障礙物會由右到左往角色靠近，伴隨著音樂的進行，當播放到相應的音樂節奏時，該障礙物會與角色的 x 座標相同，此時需給予相應的反應（敲擊或長按空白鍵）。當音樂結束時，會跳至遊戲結束畫面，並計算玩家碰到的障礙物數量，如圖 3-12。若反應不及，使得角色和障礙物發生碰撞，角色之生命值會減少，當生命值歸零時，則遊戲會直接結束，並跳至遊戲失敗畫面，如圖 3-13。

圖 3-12

遊戲結束畫面



資料來源：本研究整理。

圖 3-13

遊戲失敗畫面



資料來源：本研究整理。





第四章 研究結果與討論

本研究所開發的音樂節奏遊戲是以 Unity 進行開發，玩家可以選擇想要的音樂，生成相應的音樂譜面，遊戲難度會隨著音樂節奏產生變化。本章節根據橫向跑酷遊戲難易度的相關研究進行關卡譜面的難度分析，並調整根據譜面生成之障礙物的位置。

針對遊戲測試的問卷調查結果進行討論，探討所生成之遊戲譜面與音樂節奏的關係，並根據玩家施測的表現與結果，分析玩家的反應時間以及探討玩家對於所生成關卡節奏的體驗結果。

第一節 遊戲前測結果

本節邀請 10 位玩家在關卡譜面難度調整前，進行遊戲測試時的螢幕錄影和觀察以及玩家經驗的問卷調查結果，分析施測玩家的遊戲經驗以及關卡數據資料，用來與關卡譜面難度調整後的施測數據進行比較。

一、 玩家遊戲經驗

本研究遊戲施測邀請的 10 位玩家中，包含 5 位女性和 5 位男性，年齡層介於 19 歲到 30 歲之間，其中多為 19 歲到 25 歲，基本資料統計如表 4-1。

表 4-1

施測玩家的基本資料

基本資料	選項	樣本數 (人)
生理性別	男	5
	女	5
年齡層	18 歲(含)以下	0
	19~25 歲	8
	26~30 歲	2

資料來源：本研究整理。

根據玩家遊戲經驗問卷，分別針對音樂節奏遊戲以及橫向跑酷遊戲，進行玩家遊戲經驗資料的整理與分析。

問卷資料顯示，在音樂節奏遊戲的部分（表 4-2），施測者皆有遊玩音樂節奏遊戲的經驗，其中有八成是長期玩家。有八成玩家每週玩音樂節奏遊戲的時間小於五小時，代表一半以上的施測者平均每天玩音樂節奏遊戲的時間小於一小時，且有一半以上的人玩過三款以上的音樂節奏遊戲，顯示施測者對於音樂節奏遊戲的遊玩經驗豐富。

表 4-2

音樂節奏遊戲玩家經驗

遊戲經驗調查	選項	樣本數（人）
遊戲經驗	沒有玩過	0
	一年以內	1
	一年至三年	1
	三年以上	8
一週遊玩時間	一小時以下	3
	一到五小時	5
	五到十小時	0
	十小時以上	2
玩過幾款遊戲	無	0
	1~3 款	4
	3~5 款	3
	5 款以上	3

資料來源：本研究整理。

在橫向跑酷遊戲的部分（表 4-3），從問卷資料可以得知，施測者皆有遊玩橫向跑酷遊戲的經驗，而其中有五位玩家只有一年以內的遊戲經驗，顯示有一半的施測者對橫向跑酷遊戲的遊戲經驗不高。所有玩家每週玩橫向跑酷遊戲的時間皆低於一小時，且有八位只玩過三款以下的遊戲，顯示施測者在橫向跑酷遊戲的遊玩經驗較音樂節奏遊戲低。

表 4-3

橫向跑酷遊戲玩家經驗

遊戲經驗調查	選項	樣本數（人）
遊戲經驗	沒有玩過	0
	一年以內	5
	一年至三年	2
	三年以上	3
一周遊玩時間	一小時以下	10
	一到五小時	0
	五到十小時	0
	十小時以上	0
玩過幾款遊戲	無	0
	1~3 款	8
	3~5 款	1
	5 款以上	1

資料來源：本研究整理。

二、 玩家遊戲表現

根據玩家的遊戲表現，紀錄玩家碰觸到障礙物的次數（表 4-4），並計算平均的碰觸障礙物次數。進行施測時的遊戲關卡生成的障礙物共有 124 個，經過統計玩家與障礙物的碰撞次數後，得到平均碰撞障礙物的次數為 50.9 次，因此可以得知平均碰觸的次數高於百分之 40，標準差為 16.783。根據玩家經驗的結果發現，碰撞次數低於 40 的玩家，在音樂節奏遊戲與橫向跑酷遊戲的遊戲經驗都在三年以上，因此對於障礙物出現時的反應力較佳。

表 4-4

玩家碰觸障礙物的次數

施測者	碰觸障礙物次數	平均碰觸障礙物次數	標準差
T1	32	50.9	16.783
T2	73		
T3	45		
T4	64		
T5	72		
T6	46		
T7	66		
T8	28		
T9	48		
T10	35		

資料來源：本研究整理。

從操作影片記錄了各障礙物的碰觸次數（表 4-5），從表中可以發現三種障礙物中岩石的碰觸次數較其他兩者高，根據影片內容可以發現多為兩個岩石間的距離不足導致在跳過第一個岩石時，角色落下後便會碰觸到第二個岩石，且當老鷹與蘑菇或岩石相連時，為了閃避會提早放開空白鍵，導致與老鷹發生碰撞。

表 4-5

各障礙物的碰觸次數

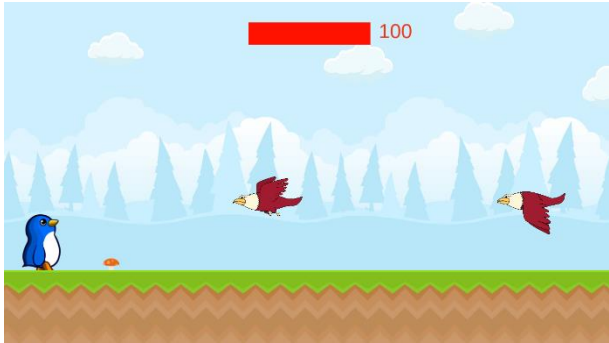
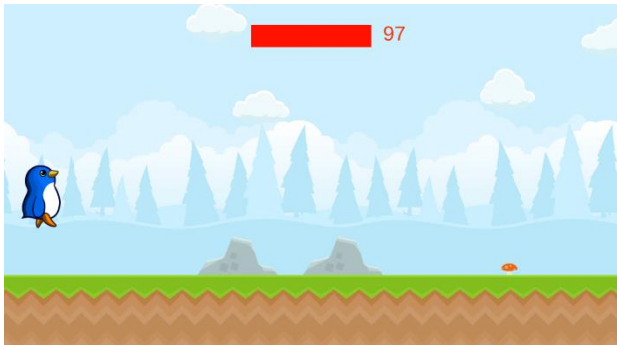

施測者	碰觸蘑菇次數	碰觸岩石次數	碰觸老鷹次數
T1	10	16	6
T2	28	31	14
T3	16	23	6
T4	19	26	19
T5	26	28	18
T6	19	16	11
T7	17	29	20
T8	8	10	10
T9	14	18	16
T10	7	14	14

資料來源：本研究整理。

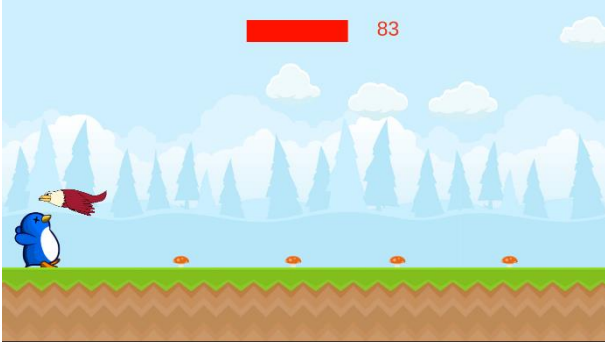
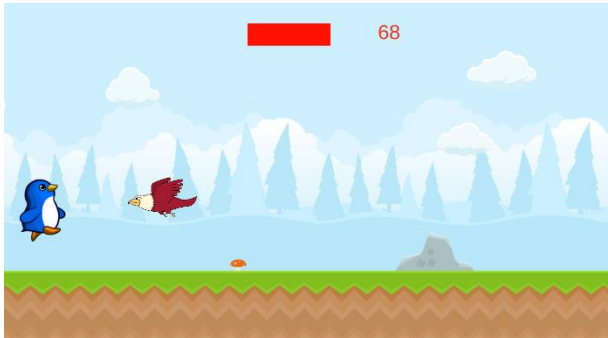
根據遊玩紀錄影片中統整了玩家碰觸到障礙物的機率較大的時間段（表 4-6），從表中可以發現，造成玩家碰觸到障礙物的原因主要為障礙物之間的距離過近，讓玩家來不及操控角色連續跳躍，或者玩家會因為擔心與後面的障礙物發生碰撞，而過早切換角色的跳躍跟貼地滑行，導致前面的障礙物未完全避開，而發生碰撞。

表 4-6

障礙物碰觸機率較高的時間段

碰觸時間段示意圖	推測原因
	<p>蘑菇與老鷹的距離太近，當敲擊跳躍蘑菇時，角色落下時間會造成玩家來不及將角色切換為貼地滑行。</p>
	<p>兩岩石間的距離太近，且岩石跳躍的高度較高，因此落下的時間會較久，造成角色落下時會直接撞到第二顆岩石。</p>
	<p>當操控角色貼地滑行成功，會為了跳躍蘑菇，過早放開空白鍵，導致角色與老鷹發生碰撞。</p>

(續下頁)

碰觸時間段示意圖	推測原因
	<p>老鷹與蘑菇的距離過近，為了躲避老鷹會來不及跳躍。後面四個蘑菇的間距過近，角色跳躍落下後會來不及再次跳躍。</p>
	<p>老鷹與蘑菇的距離過近，讓玩家來不及反應。</p>

資料來源：本研究整理。

第二節 關卡譜面難度分析

本研究透過生成對抗網路所生成的關卡譜面由於是根據音樂的各項資訊生成的，而一首音樂中會有節奏較快與較慢的部分，其中節奏較快的區段多為連續的旋律與節拍構成，且節拍速度都非常快速，因此當應用於橫向跑酷遊戲的障礙物生成時，會讓玩家來不及反應，而與障礙物產生碰撞，進而降低玩家的遊戲體驗，因此本研究參考統整以下幾種橫向跑酷遊戲的動態難度調控方式進行障礙物位置的修正。

本研究參考 Vidman(2018)與 Kočur(2021)關於跑酷遊戲自動生成與難度調整之機制，並以 Kočur(2021)所提出之玩家表現會受到遊玩技巧跟遊戲困難度的影響（公式 1），遊玩技巧取決於玩家對於該款遊戲的遊玩經驗，而遊戲困難度則會受到許多變因的影響，影響的變因數量會根據每款遊戲的種類與遊戲目標而有所不同，其中對於跑酷遊戲而言，最重要的困難因素就是障礙物的生成。

$$\text{Performance} = \text{function}(\text{Skill}, \text{Difficulty}) \quad (1)$$

Kočur 的研究中採用兩種方式討論困難度的調整，分別是根據玩家的表現與玩家在問卷調查中給予的回饋，兩種方式各有其優缺點，玩家的表現能夠直接快速的反應遊戲的困難度，而玩家的回饋則可以更清楚玩家在遊玩時在哪些部分會感到困難度過高，本研究決定結合兩種方式，調整遊戲的困難度。

困難度調整時需注意難易度的平衡，若難度過高，會大大降低玩家的遊戲體驗感，且會喪失遊玩的興致；而難度若過低，會讓遊戲缺乏挑戰性，玩家就不會想一再嘗試。根據本研究的遊戲內容設計，列出了以下幾點可能影響遊戲困難度的變因：

- 角色單次跳躍的下落時間
- 角色二次跳躍的下落時間

- 玩家切換跳躍與貼地滑行的反應時間
- 相同類型障礙物之間的距離
- 不同類型障礙物之間的距離

本研究將困難度調整的依據分為兩個部分進行討論，分別為生成的前後兩個障礙物為同一類型，以及生成的前後兩個障礙物為不同類型。

當前後兩個障礙物為同一類型時，發現若障礙物為老鷹時，碰撞到的機率較低，因此排除考慮老鷹的情況。當障礙物為岩石或蘑菇時，可能造成的變因為角色跳躍的下落時間以及相同類型障礙物之間的距離，其中角色跳躍的下落時間，又會因為遇到的障礙物類型而有所影響，若遇到的障礙物為岩石，角色下落的時間會較蘑菇來得更長，因此將分開討論。當前後兩個障礙物為蘑菇時將障礙物之間的距離依照角色單次跳躍的下落時間(t_{1jump})進行調整（公式2）。當前後兩個障礙物為岩石時將障礙物之間的距離依照角色二次跳躍的下落時間(t_{2jumps})進行調整（公式3）。

$$\min d_{mushroom} = V \times t_{1jump} \quad (2)$$

$$\min d_{rock} = V \times t_{2jumps} \quad (3)$$

$\min d_{mushroom}$ 為兩蘑菇之間的最小距離，

$\min d_{rock}$ 為兩岩石之間的最小距離，

V 為移動速度

當前後兩個障礙物為不同類型時，若兩障礙物中有老鷹的話需要多考慮到玩家切換跳躍與貼地滑行的反應時間($t_{reaction}$)，因此分為兩種情況進行討論，分別為障礙物中有老鷹以及障礙物中沒有老鷹的情況。若障礙物中有老鷹時，根據老

鷹的位置又可分為老鷹在前跟老鷹在後，當老鷹在前時，只需考慮玩家切換跳躍與貼地滑行的反應時間（公式 4）。當老鷹在後時，除了玩家切換跳躍與貼地滑行的反應時間，還需要考慮到角色的下落時間，前者的障礙物分別為蘑菇（公式 5）與岩石（公式 6）。

$$\min d_{eagle} = V \times t_{reaction} \quad (4)$$

$$\min d_{musheagle} = V \times (t_{reaction} + t_{1jump}) \quad (5)$$

$$\min d_{rockeagle} = V \times (t_{reaction} + t_{2jumps}) \quad (6)$$

$\min d_{eagle}$ 為老鷹與蘑菇或岩石之間的最小距離，且老鷹在前，

$\min d_{musheagle}$ 為蘑菇與老鷹之間的最小距離，且老鷹在後，

$\min d_{rockeagle}$ 為岩石與老鷹之間的最小距離，且老鷹在後，

V 為移動速度

若障礙物中沒有老鷹時，又因為另外兩種障礙物皆採用跳躍的方式避開，因此只需要考慮角色的下落時間（公式 7 和公式 8）。

$$\min d_{mushrock} = V \times t_{1jump} \quad (7)$$

$$\min d_{rockmush} = V \times t_{2jumps} \quad (8)$$

$\min d_{mushrock}$ 為蘑菇與岩石之間的最小距離，且蘑菇在前，

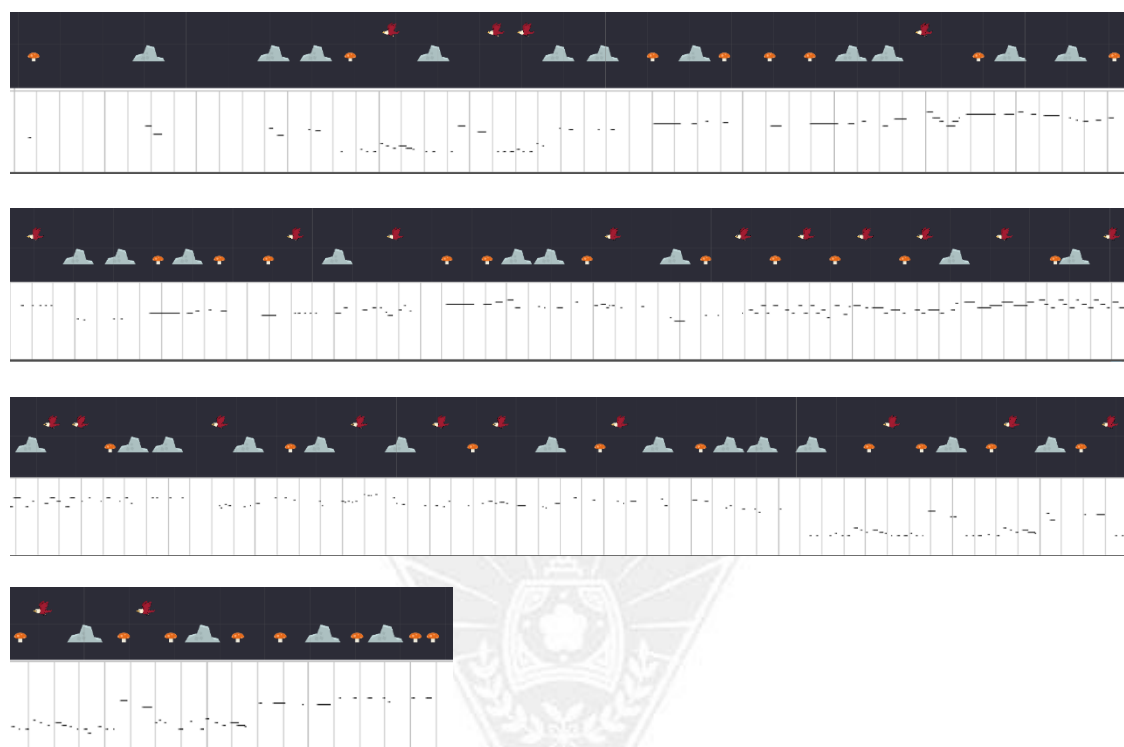
$\min d_{rockmush}$ 為岩石與蘑菇之間的最小距離，且岩石在前

為了不破壞音樂節奏按下的節拍，根據上面的規則，進行生成方式的調整，在難度調整的規則之下，並不會破壞玩家配合節拍點擊的節奏，玩家需避開的障礙物變少，但障礙物的出現還是會在音樂節拍上，修正後之關卡障礙物生成圖如

圖 4-1 所示。

圖 4-1

難度修正關卡障礙物與音樂譜面對照圖



資料來源：本研究整理。

第三節 遊戲後測結果

本節將關卡譜面根據第二節提出的難度調整規則進行修正，邀請玩家進行遊戲測試，並與第一節的前測結果進行對照，探討在遊戲關卡難度修正後，玩家的錯誤率是否有下降。

一、玩家基本資料

關卡譜面難度調整後之遊戲施測邀請的 15 位玩家中，包含 7 位女性和 8 位男性，年齡層介於 19 歲到 30 歲之間，以及 40 歲以上，其中多為 19 歲到 25 歲，基本資料統計如表 4-7。

表 4-7

後測施測玩家基本資料

基本資料	選項	樣本數 (人)
生理性別	男	8
	女	7
年齡層	19~25 歲	11
	26~30 歲	2
	40 歲以上	2

資料來源：本研究整理。

二、玩家遊戲表現

根據玩家的遊戲表現，紀錄玩家碰觸到障礙物的次數（表 4-8），並計算平均的碰觸障礙物次數。進行難度調整後的遊戲關卡生成的障礙物共有 99 個，經過統計玩家與障礙物的碰撞次數後，得到平均碰撞障礙物的次數為約 18.07 次，平均碰觸的次數約為百分之 18.2，標準差為 11.003，和第一節中修正前的玩家表現相比，碰觸次數有明顯下降，且標準差亦較低。根據玩家經驗的結果發現碰撞障

礙物次數高於 30 次的玩家，在音樂節奏遊戲與橫向跑酷遊戲的遊戲經驗都在一年以內或是沒有玩過，因此對於音樂節奏與障礙物出現時的反應較差。

表 4-8

玩家碰觸障礙物的次數(困難度修正後)

施測者	碰觸障礙物次數	平均碰觸障礙物次數	標準差
P1	22	18.07	11.003
P2	9		
P3	13		
P4	21		
P5	7		
P6	30		
P7	2		
P8	11		
P9	8		
P10	32		
P11	42		
P12	25		
P13	10		
P14	21		
P15	18		

資料來源：本研究整理。

第四節 玩家遊戲體驗結果

本節將根據 10 位遊戲測試玩家的難易度問卷調查結果以及針對遊戲的訪問結果，探討所生成之音樂遊戲關卡譜面與音樂節奏之間的關係以及討論玩家對於所生成關卡節奏的體驗，並討論遊戲設計可再改進的部分。

一、 難度修正前問卷調查結果

下面將針對遊戲體驗問卷調查進行詳細結果的分析，本研究將問卷各個題目中每一個選項的回答人數整理如下表 4-9 所示。從表 4-9 中可以發現，第一題「我覺得遊戲操作是簡單易懂的(非遊戲難易度)。」所有玩家接回答「非常同意」，因此可以推論遊戲的操作方式非常簡單，容易上手。第二題「我覺得遊戲難度有與音樂對應(如：音樂越快節奏越複雜，遊戲難度越高)。」大多回答「非常同意」與「同意」，因此本研究生成之關卡譜面難度與音樂的節奏有對應。第三題「我覺得三種障礙(蘑菇、石頭、老鷹)的表現方式有區別。」回答「沒意見」與「不同意」的人數占了一半，推測三種障礙物的表現與玩家相應操作，帶給玩家的體驗感並無太大的區別。第四題「我覺得遊戲介面呈現資訊容易閱讀(如：血量資訊)。」有兩位回答「沒意見」，因此針對介面資訊的顯示方式還可以再進行改進。

表 4-9

遊戲體驗問卷

題目	非常同意	同意	沒意見	不同意	非常不同意
1.我覺得遊戲操作是簡單易懂的(非遊戲難易度)。	10	0	0	0	0
2.我覺得遊戲難度有與音樂對應(如：音樂越快節奏越複雜，遊戲難度越高)。	5	4	1	0	0
3.我覺得三種障礙(蘑菇、石頭、老鷹)的表現方式有區別。	2	3	3	2	0
4.我覺得遊戲介面呈現資訊容易閱讀(如：血量資訊)。	4	4	2	0	0

資料來源：本研究整理。

二、 難度修正後問卷調查結果

針對難度修正後的遊戲體驗問卷調查進行詳細結果的分析，本研究將問卷各個題目中每一個選項的回答人數整理如下表 4-10 所示。從表 4-10 中發現，第二題「我覺得遊戲難度有與音樂對應(如：音樂越快節奏越複雜，遊戲難度越高)。」與表 4-9 的結果相比有一位玩家回答「不同意」，然而仍有 8 成的玩家回答「非常同意」或「同意」，由此可推測在關卡難度修正後，在音樂節奏與關卡障礙物生成的對應上並沒有受到太大的影響。從第三題「我覺得三種障礙(蘑菇、石頭、老鷹)的表現方式有區別。」的回答發現，難度修正後，讓玩家更能感受到三種障礙物的表現差異。

表 4-10

難度修正後之遊戲體驗問卷

題目	非常同意	同意	沒意見	不同意	非常不同意
1.我覺得遊戲操作是簡單易懂的(非遊戲難易度)。	9	6	0	0	0
2.我覺得遊戲難度有與音樂對應(如：音樂越快節奏越複雜，遊戲難度越高)。	6	6	2	1	0
3.我覺得三種障礙(蘑菇、石頭、老鷹)的表現方式有區別。	8	7	0	0	0
4.我覺得遊戲介面呈現資訊容易閱讀(如：血量資訊)。	9	4	2	0	0

資料來源：本研究整理。

三、 遊戲體驗訪問

遊戲施測結束後，根據玩家的遊玩情況，向玩家進行訪問，詢問對於本研究的遊戲有什麼樣的看法或是體驗後的感想，針對遊戲內容玩家亦給予了建議，提出可以再改善的部分。本研究將玩家提出的想法統整如下，從玩家給予的反饋顯示生成的拍譜障礙物的數量與節奏有對上音樂的節奏，然而障礙物之間的距離太近，讓玩家容易碰觸而被扣血，以及被扣血後的反饋可以再更清楚。另外可以增加遊戲前的操作模擬，讓玩家先熟悉跳躍時機，像是一般音樂節奏遊戲中的拍擊時機的校正。

1. 配合音樂快慢對應障礙多寡以及節奏，整體來說很棒很有刺激緊張感。
2. 整體不錯玩加上音樂很有節奏感。
3. 有些障礙物之間的距離可以再進行調整，目前在某些時間段的障礙物之間的距離太短，導致來不及反應。
4. 扣血時可以有更明顯的反饋，例如畫面閃紅色。
5. 障礙物在節奏快時會比較閃現，比較難抓到點按的時機，可以在遊戲開始前加上示範或是讓玩家可以先進行三種障礙物的試跳，讓玩家在遊戲開始後能更清楚知道何時做出反應才是在節奏上，不然速度快時會較難對在拍點上。

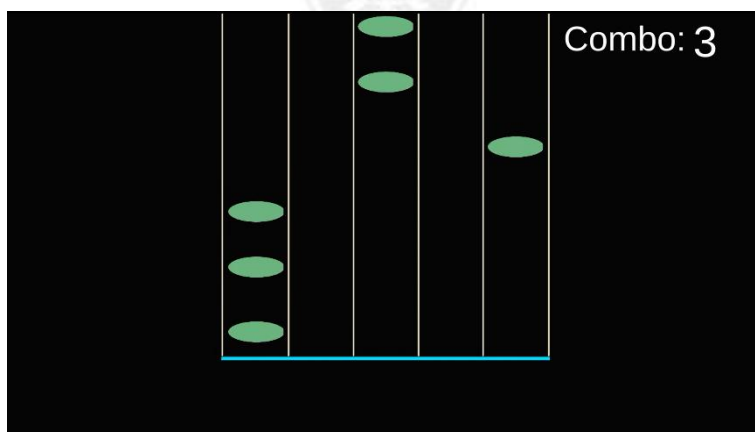
第五節 下落式音樂節奏遊戲

根據玩家的反饋發現有部分玩家認為關卡障礙物與音樂節奏的對應有些許落差，推測為了將譜面應用於橫向跑酷遊戲，條件障礙物出現的頻率，使節奏表現較傳統的下落式音樂節奏遊戲不明顯，因此本研究亦將生成的譜面應用於下落式音樂節奏遊戲中。

遊戲採用五個軌道，分別搭配點擊(圖 4-2)跟上滑(圖 4-3)兩種反應方式，呈現音樂節奏變化，當拍點下落到藍色的判定線時，若拍點為綠色橢圓形需點擊該拍點；若拍點為粉色雙三角形需在該拍點上滑。當在判定線成功點擊或上滑時，右上角的 Combo 數就會增加，若遊戲中發生失誤時，Combo 數會歸零。遊戲施測發現譜面中的拍點有對應到音樂節奏，並且與音樂節奏的切合度較橫向跑酷遊戲為高。

圖 4-2

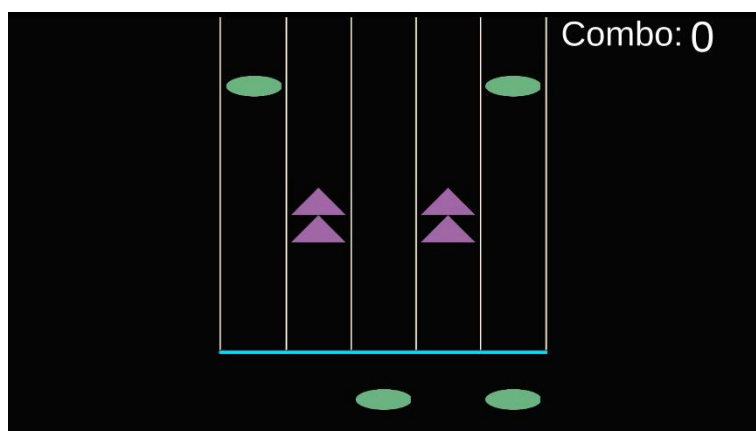
點擊提示示意圖



資料來源：本研究整理。

圖 4-3

上滑提示示意圖



參考資料：本研究整理。





第五章 結論與建議

本研究目的是以生成對抗網路自動生成音樂節奏遊戲關卡遊戲譜面，並探討生成出的音樂譜面與音樂節奏之間的對應關係以及玩家對於生成關卡節奏的體驗。本章將針對研究結果進行整理，提出本研究的結論與建議。

第一節 結論

一、以生成對抗網路為基礎的音樂節奏遊戲自動關卡生成的演算法

本研究以生成對抗網路模型為基礎完成一個音樂節奏遊戲自動關卡生成的機制，以現有音樂節奏遊戲的譜面資料以及歌曲資訊結合成音樂資訊檔做為模型的訓練資料，放入想要的歌曲 wav 檔，會生成 piano roll 譜面圖。將生成出的譜面圖與訓練資料中的譜面資料比對，不斷進行淘汰與生成，使最終生成的譜面圖能夠更精確的對應到音樂節奏。

根據玩家的反應發現玩家碰觸障礙物的次數偏高，藉由生成對抗網路生成的音樂譜面對於橫向跑酷遊戲來說密集度太高，因此透過觀察玩家的施測情形與參考相關的文獻資料，提出了物件生成間距的調整參數，分別針對前後兩障礙物為同一類型與前後兩障礙物為不同類型等情形，調整障礙物之間的生成位置與密集程度。經過調整後，減少玩家因非操作失誤產生的碰撞情況，讓生成的關卡譜面能夠提供玩家更好的遊戲體驗。除了將生成的音樂譜面應用於橫向跑酷遊戲，根據玩家的反饋，以本研究生成的譜面應用於下落式音樂節奏遊戲中，遊戲譜面亦有對應到音樂節奏，且相較於橫向跑酷遊戲有更佳的表現。與文獻資料中的 CNN 架構生成方式的音樂準確度相同，且相較於相似度比對的方法解省更多程序與時間。

二、玩家對於生成關卡節奏的體驗

透過觀察玩家的遊玩情況與遊戲體驗問卷調查中，玩家覺得遊戲的操作方式簡單且容易上手，不需要過多的說明便可以順利操作角色。生成的關卡譜面有對上音樂的節奏，並且當音樂節奏發生快慢變化時，也能感受到生成障礙物的數量與密集程度有明顯變化，遊戲整體來說音樂節奏有成功體現在障礙物的生成，且很有刺激緊張感，非常具有遊戲性和挑戰性。

然而遊戲的設計仍有改進的空間，下面針對可以改善的部分進行說明。

1. 玩家損血時的回饋不夠明顯

遊戲中玩家的血量以進度條和數字表示，然而玩家多會將視線專注於障礙物上，損血時較難去注意血量變化，因此可以變更回饋方式，像是改以損血時畫面閃紅光。

2. 障礙物通過時，較難抓到點按時機

物件移動速度較快，會讓玩家難以知道何時點按才能成功避開障礙物，因此可以在遊戲開始前讓玩家嘗試進行試跳，讓玩家能夠先知道當遇到不同障礙物時的點按時機。

第二節 建議

本研究設計了一款藉由生成對抗網路自動生成譜面的音樂節奏遊，但是仍有下列限制與不足之處，值得後續研究者進行研究與改進。

1. 增設音樂難度選擇

為了讓玩家根據自己的遊戲經驗，滿足其挑戰的慾望，可以增設關卡譜面不同的難度選擇，讓玩家能夠自行選擇想要遊玩的譜面難度。

2. 混合不同節奏速度的音樂

本研究目前能夠生成的音樂譜面為同一首歌，可以提供玩家先選擇想要挑戰的難度曲線，並混合不同節奏速度的音樂，生成相應的關卡譜面，例如：節奏慢—節奏快—節奏慢或是節奏慢—節奏中等—節奏快等。

3. 評分機制

本研究目前計算了剩餘血量，以及三種障礙物碰觸到的數量做為玩家的分數，可能較難讓玩家清楚知道自己的成績。建議未來可以根據玩家反應時機有相應的評比，像是：miss、bad、good、great 跟 perfect 等，以及增設如音樂節奏遊戲的評分機制，如：S、A、B 和 F 等。

4. 下落式音樂節奏遊戲

本研究目前的下落式音樂節奏遊戲只有計算連擊數量用來計分。建議未來可以新增更多評分判斷以及拍點的形式。



參考文獻

一、英文文獻

- Boulton, C. (2021). Honeywell tech chief drives the digital agenda. Retrieved from <https://www.cio.com/article/188981/honeywell-tech-chief-drives-the-digital-agenda.html>
- Brunner, G., Wang, Y., Wattenhofer, R., & Zhao, S. (2018). *Symbolic Music Genre Transfer with CycleGAN*. 30th International Conference on Tools with Artificial Intelligence (ICTAI), Volos, Greece. <https://arxiv.org/pdf/1809.07575.pdf>
- Cifka, O. (2021) Deep learning methods for music style transfer. <https://tel.archives-ouvertes.fr/tel-03499991/document>
- Cortes, C., & Vapnik, V. (1995). Support-Vector Networks. *Machine Learning*, 20, 273-297.
- Dahl, G. E., Yu, D., Deng, L., & Acero, A. (2012). Context-Dependent Pre-Trained Deep Neural Networks for Large-Vocabulary Speech Recognition. *IEEE Transactions on Audio, Speech, and Language Processing*, 20(1), 30-42.
- Donahue, C., Lipton, Z.C., McAuley, J. (2017) Dance dance convolution. International Conference on Machine Learning, 1039–1048.
<https://proceedings.mlr.press/v70/donahue17a.html>
- Dong, H. W., Hsiao, W. Y., Yang, L. C., & Yang, Y. H. (2018). *MuseGAN: Multi-Track Sequential Generative*. The Thirty-Second AAAI Conference on Artificial Intelligence (AAAI-18), New Orleans, Louisiana, USA.
<https://doi.org/10.1609/aaai.v32i1.11312>
- Engel, J., Agrawal, K. K., Chen, S., Gulrajani, I., Donahue, C., & Roberts, A. (2019). *GANSynth: Adversarial Neural Audio Synthesis*. ICLR 2019 Conference, New Orleans, LA, USA. <https://openreview.net/forum?id=H1xQVn09FX>

- Gajecki, T. & Nogueira, W. (2018). Deep learning models to remix music for cochlear implant users. *The Journal of the Acoustical Society of America*, 143(6), 3602-3615. <https://doi.org/10.1121/1.5042056>
- Golge, E. (2017, April 1). *Brief History of Machine Learning*. Chatbot News Daily. <https://chatbotnewsdaily.com/since-the-initial-standpoint-of-science-technology-and-ai-scientists-following-blaise-pascal-and-804ac13d8151>
- Google (2019). Magenta Studio. <https://magenta.tensorflow.org/studio>
- Hebb, D. O. (1949). *The Organization of Behavior: A Neuropsychological Theory*.
- Hinton, G.E., & Salakhutdinov, R. R. (2006). Reducing the Dimensionality of Data with Neural Networks. *Science*, 313, 504-507.
- Krizhevsky, A., Sutskever, I., & Hinton, G. E. (2017). ImageNet classification with deep convolutional neural networks. *Communications of the ACM*, 60(6), 84-90. <https://doi.org/10.1145/3065386>
- Kočur, J. (2021). *Endless runner game with dynamic difficulty adjustment*. [Unpublished master's thesis]. Charles University. <https://dspace.cuni.cz/bitstream/handle/20.500.11956/148732/120396947.pdf?sequence=1>
- Langr J., & Bok, V. (2019). *GANs in Action: Deep learning with Generative Adversarial Networks*. Manning Publications
- Lecun, Y., & Bengio, Y. (1995). *Convolutional Networks for Images, Speech, and Time-Series* [Paper presentation]. The Handbook of Brain Theory and Neural Networks. https://www.researchgate.net/publication/216792820_Convolutional_Networks_for_Images_Speech_and_Time-Series
- Minsky, M., & Papert, S. (1969). *Perceptrons: an introduction to computational geometry*. The MIT Press.

- Ng, A. Y., Dean, J., Corrado, G. S., Chen, K., Devin, M., Monga, R., Ranzato, M. A., & Le, Q. V. (2012). *Building High-level Features Using Large Scale Unsupervised Learning* [Paper presentation]. Proceedings of the 29 th International Conference on Machine Learning, Edinburgh, Scotland, UK.
- <https://static.googleusercontent.com/media/research.google.com/zh-TW//pubs/archive/38115.pdf>
- Quinlan, J. R. (1985). Induction of Decision Trees. *Machine Learning 1*. 81-106
- Rosenblatt, F. (1958). The perceptron: a probabilistic model for information storage and organization in the brain. *Psychological review*, 65(6), 386-408.
- <https://doi.org/10.1037/h0042519>
- Samuel, A.L. (1959). Some Studies in Machine Learning Using the Game of Checkers. *IBM Journal of Research and Development*, 3(3), 210-229.
- Smith, J. R. (2016). IBM Research Takes Watson to Hollywood with the First “Cognitive Movie Trailer”. Retrieved from <https://www.ibm.com/blogs/think/2016/08/cognitive-movie-trailer/>
- Takada, A., Yamazaki, D., Yoshida, Y., Ganbat, N., Shimotomai, T., Hamada, N., Liu, L., Yamamoto, T., Sakurai, D. (2022). *GenéLive! Generating Rhythm Actions in Love Live!* [Unpublished master’s thesis]. Kyushu University.
- <https://arxiv.org/pdf/2202.12823v1.pdf>
- Tsujino Y, Yamanishi R (2018) *Dance dance gradation: A generation of fine-tuned dance charts*. International Conference on Entertainment Computing, Springer, 175–187. <https://www.semanticscholar.org/paper/Dance-Dance-Gradation%3A-A-Generation-of-Fine-Tuned-Tsujino-Yamanishi/c0eaebc9b9110a3f6747f00b380bf08a33e31116>
- Turing, A.M. (1950). Computing Machinery and Intelligence. *Mind*, 59, 433-460.

Vidman, S. (2018). *Dynamic Difficulty Adjustment & Procedural Content Generation in an Endless Runner*. [Unpublished student thesis]. Luleå University of Technology, Department of Computer Science, Electrical and Space Engineering.
<http://www.diva-portal.org/smash/record.jsf?pid=diva2%3A1238789&dswid=-9888>

Werbos, P. J. (1988). Generalization of backpropagation with application to a recurrent gas market model. *Neural Networks*, 1(4), 339-356.

二、中文文獻

王聿泰、陳泓勳 (2019)。什麼？機器人可以幫我們看病。取自
<https://www.narlabs.org.tw/xscience/cont?xsmsid=0I148638629329404252&qcat=0I164512522332344267&sid=0J161330571491982560>

申一帆、樊曉芳 (2019)。世界頂級電影特效公司都在讓 AI「接管」特效製作。機器之心。取自 <https://www.jiqizhixin.com/documents/06108d22-3bbb-4411-bb2e-e806ac1f1680>

李文勛 (2016)。以難度曲線為基礎的程序化關卡生成機制之研究。國立臺北教育大學數位科技設計學系玩具與遊戲設計碩士班碩士論文，臺北市。取自
<https://ndltd.ncl.edu.tw/cgi-bin/gs32/gswweb.cgi/ccd=miyqYh/record?r1=2&h1=0>

李永和 (2019)。輔佐金融業蛻變轉型的關鍵—從大數據到 AI 應用。財金資訊季刊，95。取自 <https://www.fisc.com.tw/Upload/d56378d2-ff51-4552-9ab2-12ff1dd64a84/TC/9503.pdf>

周伯鑫醫師團隊 (2021)。利用 AI 人工智慧的集合型模組，從 X 光側面照輔助偵測脊椎骨折。取自
https://matching.org.tw/matching/index.php?action=product_detail&prod_no=P0000100002645

郭易倫 (2021)。基於生成對抗網路之音樂創作系統。國立中正大學電機工程研

究所碩士論文，嘉義縣。取自 [https://ndltd.ncl.edu.tw/cgi-](https://ndltd.ncl.edu.tw/cgi-bin/g32/gswweb.cgi/ccd=3quYu3/record?r1=1&h1=7)

[bin/g32/gswweb.cgi/ccd=3quYu3/record?r1=1&h1=7](https://ndltd.ncl.edu.tw/cgi-bin/g32/gswweb.cgi/ccd=3quYu3/record?r1=1&h1=7)

陳愷新（2020）。連假人擠人？引進這種交通 AI 就不必擔心塞車、買不到票 |

SAS 專欄。未來城市。取自 <https://futurecity.cw.com.tw/article/1219>

黃浩軒（2020）。以生成對抗網路為基礎之音樂風格判斷研究。淡江大學資訊工

程學系碩士班碩士論文，新北市。取自 [https://ndltd.ncl.edu.tw/cgi-](https://ndltd.ncl.edu.tw/cgi-bin/g32/gswweb.cgi/ccd=3quYu3/record?r1=3&h1=7)

[bin/g32/gswweb.cgi/ccd=3quYu3/record?r1=3&h1=7](https://ndltd.ncl.edu.tw/cgi-bin/g32/gswweb.cgi/ccd=3quYu3/record?r1=3&h1=7)

楊羽農（2017）。基於 MIDI 格式之音樂節奏遊戲拍譜自動化生成之研究。國立東

華大學資訊工程學系碩士論文，花蓮縣。取自

<https://hdl.handle.net/11296/duyujjs>

葉錦頤（2016）。音樂節奏遊戲與其拍譜編輯工具之研究。國立東華大學資訊工

程學系碩士論文，花蓮縣。取自 [https://ndltd.ncl.edu.tw/cgi-](https://ndltd.ncl.edu.tw/cgi-bin/g32/gswweb.cgi/login?o=dnclcdr&s=id=%22104NDHU5392025%22.&searchmode=basic)

[bin/g32/gswweb.cgi/login?o=dnclcdr&s=id=%22104NDHU5392025%22.&search](https://ndltd.ncl.edu.tw/cgi-bin/g32/gswweb.cgi/login?o=dnclcdr&s=id=%22104NDHU5392025%22.&searchmode=basic)

[mode=basic](https://ndltd.ncl.edu.tw/cgi-bin/g32/gswweb.cgi/login?o=dnclcdr&s=id=%22104NDHU5392025%22.&searchmode=basic)

網易科技（2019）。AI 進軍娛樂業之後，好萊塢已經無關緊要！。取自

[https://www.techbang.com/posts/70891-after-ais-foray-into-entertainment-](https://www.techbang.com/posts/70891-after-ais-foray-into-entertainment-hollywood-has-become-irrelevant)

[hollywood-has-become-irrelevant](https://www.techbang.com/posts/70891-after-ais-foray-into-entertainment-hollywood-has-become-irrelevant)

蕭俊傑（2019）。人工智慧與金融應用。財金資訊季刊，95。取自

[https://www.fisc.com.tw/Upload/d56378d2-ff51-4552-9ab2-](https://www.fisc.com.tw/Upload/d56378d2-ff51-4552-9ab2-12ff1dd64a84/TC/9504.pdf)

[12ff1dd64a84/TC/9504.pdf](https://www.fisc.com.tw/Upload/d56378d2-ff51-4552-9ab2-12ff1dd64a84/TC/9504.pdf)