

第參章 研究方法

近年來網路群體犯罪的問題逐漸浮現，並對網路服務本身或網路社會造成無法衡量的傷害，然而礙於網路使用者行為資料收集之困難，以實證方法來研究網路群體犯罪現象確實有其難處。針對此一困境，以代理人為基礎之模式化與模擬之方法提供相當有用的研究途徑，研究者得以透過此一方法模式化在網路世界中具備自主性、互動性與社交能力之理性使用者行為；本研究工具使用 BDI 代理人架構，其其中以信念、期望、意圖三種心理屬性表示代理性人內部之資訊狀態 (Informational state)、動機狀態 (Motivational state) 與慎思狀態 (Deliberative state)，並且決定了代理人將採取之行動 (Anand & Georegeff, 1995)，並應用 Sutherland (1978) 之差別接觸理論與 Bandura (1977) 之社會學習理論來進一步設計代理人系統，來模式化群體犯罪中代理人決策形成過程與社會互動關係。

代理人的模擬提供個體行為發展的基礎，社會網絡分析則從另外一個角度，宏觀地檢視整個社會的結構。在社會網絡分析的方法中，相當重視實際資料來源的調查與收集，以此作為輸入資料，透過社會網絡的分析方法計算出重要的網路結構屬性，然而 Watts (2003) 則認為社會網絡分析傾向於將社會結構視為力量造就出來的結果，而非力量影響下逐步演化的系統。本研究也使用社會網絡分析的指標來衡量網路結構，然而不同之處在於代理人模擬與社會網絡分析的結合，以模擬的資料做為社會網絡分析所需的輸入資料，網路結構隨著代理人的互動不斷地演化與自我形塑。個體的互動與網路結構彼此相互影響，牽一髮而動全身。本研究首先藉由代理人模擬來浮現犯罪關係網絡，而後利用網路結構分析方法來分析犯罪關係網絡之特性。

第一節 Conceptual Model

3.1.1 Base-Level BDI Model

Bandura (1977) 認為，幾乎任何一種理論都能夠在事後對已發生的事件加以解釋，但是卻無力預測未來，一個好的理論價值應取決於其是否能訂定控制心理現象的各種條件，並說明決定心理狀態的種種內外因素發揮影響作用的機制。社會學家 Bandura 早在數十年前便提出頗具科學化的精闢觀點，其後對於行為改變技術上的發展也有莫大的貢獻與影響。社會學習理論對於觀察學習的過程與機制方面的闡述，也提供了基礎的行為預測能力，本研究在採用社會學習理論的概念與學習機制來設計 BDI Agent 之差別接觸學習行為。

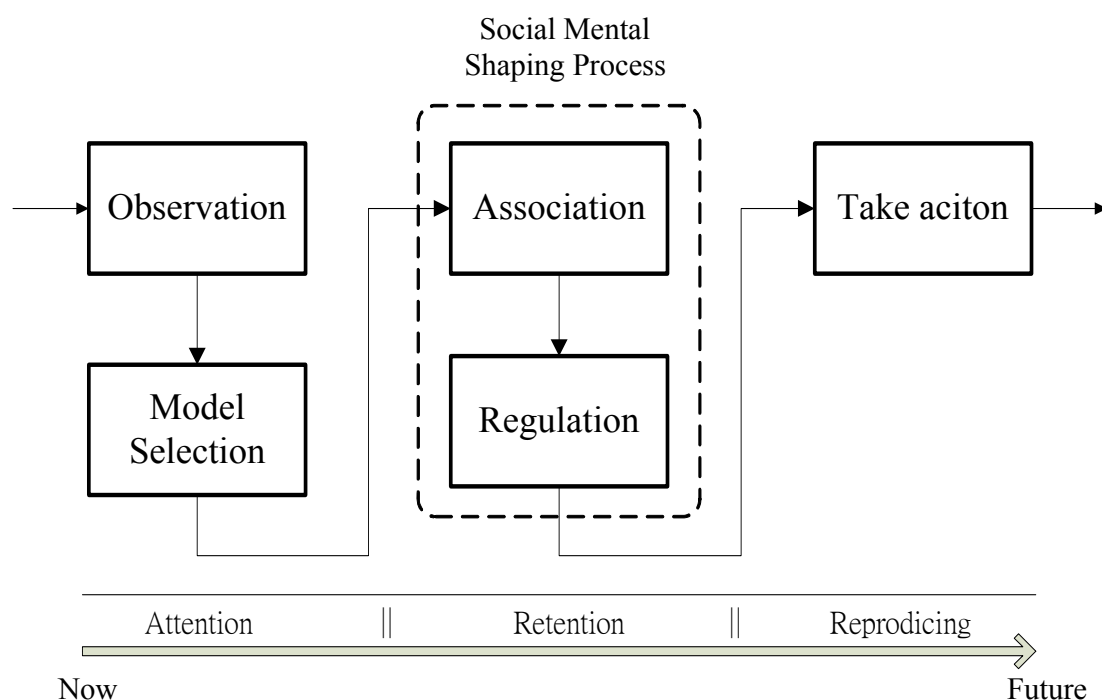


圖 3-1 Agent 操作流程

圖 3-1 為本研究設計之具有學習能力的 Agent 操作流程，可分為三個階段：注意階段、保持階段與行為再現階段。分述如下：

(1) 注意階段

根據觀察學習理論，假設所有的行為皆是觀察學習而來，首先 Agent 將會觀察其所處的 Context 並隨時更新最新的資訊，這些資訊的內容包括對於其他代理人的信念、關係的信念、環境的信念，以及行為回饋的資訊等等，換言之，Observation process 在這裡扮演類似於 Sensor 的角色。這些資訊將進一步提供 Agent 做為篩選楷模所需的判斷資訊，在有限的資源與關注能力之下，Agent 僅能夠挑選出一些對其而言較為醒目的對象，以之為學習的楷模。

(2) 保持階段

再選定楷模之後，這些楷模將會對 Agent 產生認知與行為態度上的影響，在此本研究假設 Agent 的態度可以被其他 Agent 所觀察。Agent 透過接觸不同楷模並從楷模的行為中學習其行為態度，每一個 Agent 的學習對象不同，因此學習的內容也不盡相同，此即為前述差別接觸 (Differential Association) 之意涵—接觸度不同的學習對象與接觸不同的行為態度。

Agent 在一連串不斷的社會行為裡接觸到各種不同的行為態度 (信念)，有些可能是之前沒有的態度，也有些和自己原本的態度有所出入，受到這些不同態度的影響，Agent 也隨之調節並修改原有的行為態度，此外，行為態度當然也受到行為評價結果的調節，例如負面的結果將導致行為態度趨於保守。

(3) 行為再現階段

Agent 在前一個階段於態度上任何的轉變，都可能會導致不同的行為意圖，最終展現不同的行為。在虛擬社群上，一個行為的評價由其他 Agent 對這個行為的反應所決定，行為的評價將會反餽回去影響行為的態度，也會受到其他 Agent 的觀察。

圖中有左至右的時間軸表示現狀的觀察到未來行為的產生，代理人經由社會性的互動而影響內心狀態的轉變，可做為預測未來行為發生的預測子 (Predictor)，換言之，乃透過代理人互動的能力與學習機制來預測代理人未來之行為。本研究以 BDI 代理人模型來 Modelling 代理人的行為，BDI 模型從信念—期望—意圖三個抽象的內在層次來區分代理人的心理狀態，意圖是期望的限縮並且更接近於行為，並且可更有效地預測行為，如圖 3-2 BDI 推論示意圖。

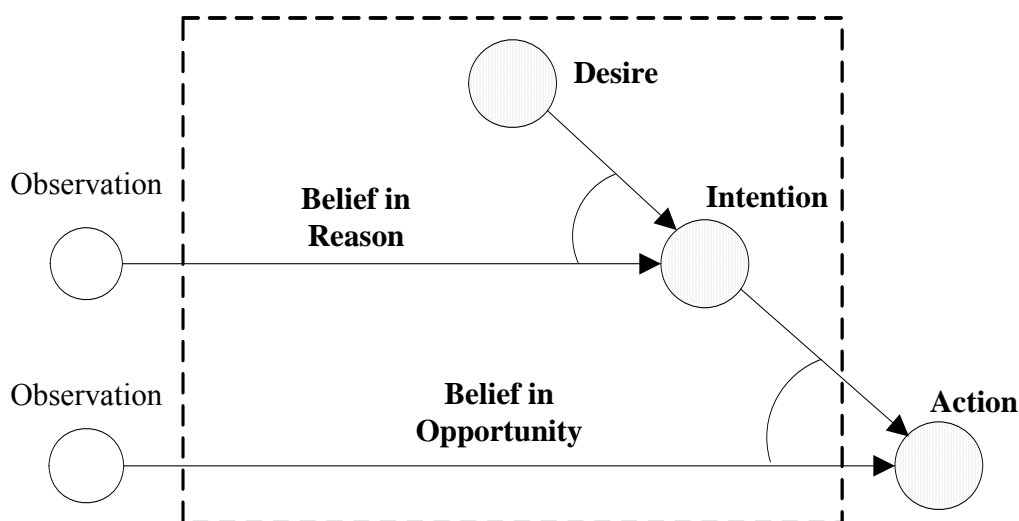


圖 3-2 BDI 推論示意圖

藉由 BDI 代理人架構模式化代理人內部心理屬性與行為，我們得以回應前述所謂網路行為的動態，意即代理人如何改變自我心理狀態以及如何與環境進行互動，此階段著重於個體微觀層次的模式化。

3.1.2 Meta-Level BDI Network

微觀層次的模式化提供相當基礎且紮實的建構，然而僅只著眼於此可謂見樹不見林，無助於了解網路群體犯罪的全貌。個體犯罪行為乃是構成群體犯罪現象的基本單位，因此個體行為與群體犯罪現象的展現具有完全密不可分的關係；從結構上觀點而言，本研究將群體犯罪行為相關的個體與連接關係稱之為「犯罪關

係網絡」，犯罪關係網絡並非只是個體犯罪行為造就的靜態結果，而是個體犯罪行為力量推動下不斷演化的動態網絡。

下圖 3-3 中所呈現的是 Belief-Desire-Intention 之間的關係，一個 Desire 可以藉由多種不同的 Intentions 來滿足之，換言之，隨著 Agent 本身持有的 Beliefs 不同（Beliefs 等同於下節代理人模擬模式裡的 Attitudes），將使其產生特定的 Intention。Sutherland 認為犯罪乃是經由社會互動行為學習而來，在本研究中，代理人亦透過互動過程，學習他人的行為態度。

在 BDI 代理人架構中信念表示代理人的資訊狀態，意即代理人觀察到的環境狀態、對於當下環境的了解或已知的環境，亦可說是可接觸到的環境（Accessible world）。Ferber（1999）認為信念乃所有推論的基礎，代理人的信念可以決定或影響後續的期望與意圖，此一觀點透露相當重要的訊息與啟發，意即透過信念來預測代理人行為之可能性。研究者認為透過觀察信念的接觸（Association），可預測可能的 Intention；如圖 3-3 中，信念 B1 和 B3 決定了 Intention P1，而信念 B3 和 B5 決定了 Intention P3，因此假設有一 Agent Robert 已經擁有信念 B3，當他和另外一個擁有信念 B5 的 Agent John 接觸的時候，就有可能跟 John 習得 B5 的信念，並產生 Intention P3。

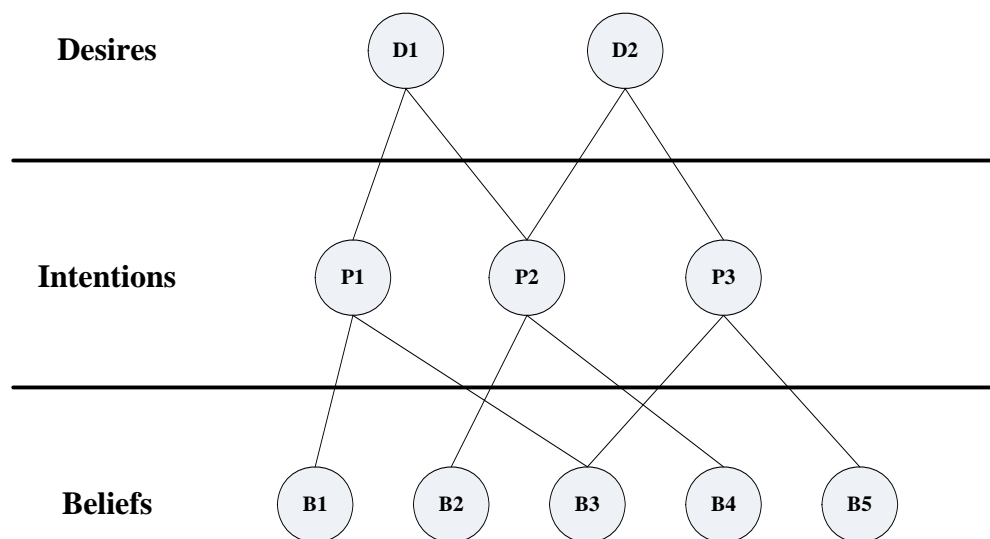


圖 3-3 預設之 Belief-Desire-Intention 關連

倘若將 Agents 之間的互動以網路結構方式來呈現，如下圖 3-4 網絡觀點下之構成群體犯罪所需相關角色示意圖，每一個 Node 代表一個 Agent 的 Beliefs 的集合，每一條 Link 代表 Agent 之間的互動關係，互動關係因互動的方向與互動程度（權重）而變化，箭頭表示信念傳遞的方向，當箭頭方向朝外（Outgoing）的時候代表 Beliefs 可能為他人所學習，當箭頭方向朝內（Incoming）的時候代表學習他人的 Beliefs。

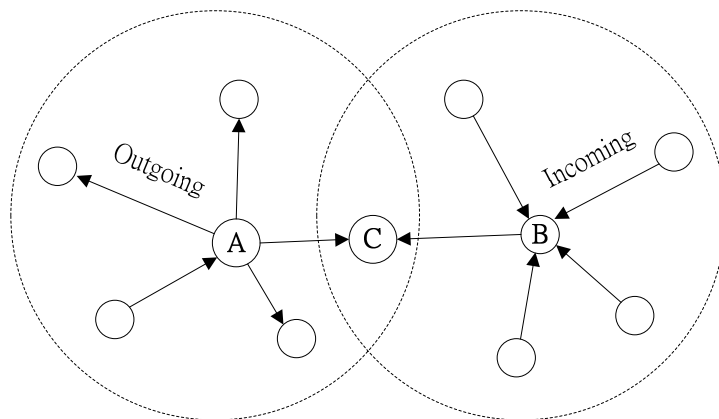


圖 3-4 網絡觀點下之構成群體犯罪所需相關角色示意圖

(A：影響者；B：學習者；C：信念仲介者)

圖 3-4 中可見 Agent A 在此團體中扮演相當重要的角色，因為和 Agent A 有互動的五個對象中，有四個都是向 Agent A 學習，因此 Agent A 具有較大的社會影響力，其行為可謂舉足輕重。透過社會網絡分析的指標，可以衡量每一個節點的核心度（Centrality），核心度越高則其影響力越大。另一個 Agent B 卻大不相同，Agent B 在此團體中主要扮演學習者的角色，對於其他人也比較沒有什麼影響力，至於 Agent B 會學習到哪一些 Beliefs 組合，端視與其他 Agents 接觸的互動程度，與之互動程度越高的對象，則產生的影響程度越大。而 Agent C 則在代理人 A 與 B 之間扮演一信念仲介者(Belief broker)的角色，擁有 Agent A 與 Agent B 的部分信念，Agent B 可能透過 Agent C 以取得 Agent A 的信念，反之，Agent B 亦可能透過 Agent C 以取得 Agent A 的信念。

舉例實例而言，一個剛剛接觸 Youtube 的使用者，如果接觸到許多傾向於侵犯智慧財產權的內容，很有可能因此受到影響而做出一樣的行為。除了關係的影響之外，網絡觀點指出使用者在網路結構中所處的位置影響也很大。

透過社會網絡分析的方法從互動關係的結構面著手，可以找出社群中較有影響力的使用者，與其他關係緊密的對象，然後再以 Base-level 的 BDI 推論法則預測其是否擁有犯罪行為意圖。

1. Assume a network topology has been constructed
2. Identify communities in the network
3. Calculate centrality of each agent
4. Focus on an agent Ag who has higher centrality in a community
5. Identify the desires, beliefs (including rewards & skills) of Ag
6. Identify the neighbors of Ag and direction, weight of relationship existing among them
7. Several neighbors {N} having stronger relationship with others are observed
8. Identify the desires, beliefs (including rewards & skills) of each agent of {N}
9. Import these data (desires, beliefs about rewards & skills) into BDI model as figure 3-6 to infer the behavior intention of each agent of {N}
10. Find out potential criminals in a collective crime

圖 3-5 網路群體犯罪預測方法

第二節 Simulation Model of Collective Crime

本節使用 LEADSTO 語言 (Bosse, Jonker, Meij, & Treur, 2005) 作為代理人模擬概念的表達，此語言具備質化、量化概念與邏輯關係的表達能力。群體犯罪模

擬模型共有四個子模型，分別為 BDI 子模型、Desire 子模型、Intention 子模型與 Opportunity 子模型，由八個 local dynamic (LEADSTO) properties (LP's) 所描述，描述式中包含質化或量化的變數，其定義在下圖 3-1 中說明，特定的術語表示與說明整理如表 3-2。

表 3-1 Local Properties 之變數定義

定義	說明	舉例
d:DESIRE	d 表示任一個期望	Desire(名聲)表示有個獲得名聲的期望等待被滿足
a:ACTION	a 表示某一行為	a=上傳自行轉錄的娛樂節目
x1, x2, v:INTEGER	x, v 均為整數，表程度的大小	Expected_efficiency(a, 3)表示對 a 行為的期望報酬為 3
m, n∈{SKILLS}	m, n 均為某些技能的集合	m={錄製, 轉檔}，表示完成上述行為 a 必須具備此兩種技能
b:BOOLEAN	b 值為一布林值，值為 1 時表條件存在	Willing_to_learn(a, 1)表示有願意去學習 Action a
p:PROBRABILITY	p 為一機率值	p=0.5 代表產生此行為的機會大小為 50%

表 3-2 術語之說明

術語	說明
Belief(satisfies(a, d))	相信 Action a 可以滿足 desire d
Expected_efficiency(a, x2)	個人對於從事 Action a 預期獲得的報酬為 x2
Willing_to_learn(a, b)	願意向觀察者學習 Action a 的信念與否的信念
Required_crimeskills(a, m-n)	對於完成 Action a 尚缺犯罪技能 m-n 的信念

Attitudes(a, d, x2, b, m-n)	上述四個信念決定一特定之行為態度，Attitude 函數包含五個參數，這些值來自於上述四個信念，不同值的組合表示不同的行為態度。
Intention(a, x2, b, m-n)	Intention 函數包含四個參數，不同的行為態度導致個人採取不同的行為意圖。
Observe_rewards(a, v)	觀察到他人從事 Action a 所得到的報酬為 v
Observe_skills(a, m)	觀察到他人從事 Action a 所需的技能為 m
Existing_skills(a, n)	個人目前只擁有從事 Action a 的部分技能 n
Personal_rewards(a, x1)	個人過去從事 Action a 所獲得的報酬為 x1
Opportunity(a, p)	對於實際去執行 Action a 的機率之信念為 p
Perform(a, p)	實際去從事 Action a 的機率為 p

本研究以差別接觸理論與社會學習理論為核心，發展網路群體犯罪之模擬模式，如圖 3-6 所示。然而，此模型有三大基本假設，如下所述：

1. Agent 可以完全察覺他人行為結果的報酬 (Payoff)

Web2.0 網路服務的設計中，報酬的量化相當重要，因為如此才能夠激勵參與程度高的、貢獻良多的使用者，例如在 Youtube 社群中，個人開設的頻道被觀看的次數、訂閱人數、好友人數等訊息的設計，其目的皆為了能夠視覺化報酬的效果。因此，本研究假設每一個 Agent 所得到報酬都是可以完全被任何與其接觸的 Agent 所觀察。

2. Agent 的學習行為乃基於行為結果報酬的考量

社會學習理論指出，人們多半於傾向於接受他們認為能夠產生有價值的結果的示範性行為，而不能接受沒有酬賞或具有懲罰後果的示範性行為 (Bandura, 1977)。在網路社群上面，使用者的行為的展現更是基於價值的考量，研究者認為這也是為何許多研究網路社群使用者行為意圖的研究均發現來自於社會道德規範的影響不顯著的原因，因此本研究在此假設 Agent

對於行為報酬的考量決定其學習的意願，Agent 學習行為的考量完全是基於報酬價值的高低，觀察到的平均報酬越高則學習的意願越高，當觀察到的平均報酬越低則學習意願越低，甚至沒有學習的意願。。

3. Agent 因所處的 Context 不同，接觸到不同的資訊、對象和資源

在網路社群上面，每一個使用者因為接觸到的環境和對象都不同，換言之，使用者在網路結構上所處的位置不同，接觸的內容也有所差異。

3.2.1 BDI Submodel

BDI 代理人架構的基本概念以信念、期望、意圖三種心理屬性表示代理性人內部之資訊狀態、動機狀態與深思熟慮狀態，此模式本身是一個 knowledge-based 的推論邏輯。LP1 中的 Beliefs 其實屬於 Attitudes 之子集，換言之，Attitudes 由一些 Beliefs 所組成，Attitudes(a, d, x2, b, m-n) 中包含五個來自於 LP4、LP5、LP6 與 LP7 的參數。BDI submodel 由 LP1、LP2 與 LP3 構成，其主要架構乃依循前述圖 3-2 BDI 推論示意圖。

LP1

影響 Agent 行為意圖的態度有四個信念：Action a 是否可以滿足 Desire d、對於 a 行為的態度是否積極、願意向觀察者學習 Action a 的信念，與是否具備需要的技能。四個因素值的變動將導致態度的差異化，以函數 Attitudes(a, d, x2, b, m-n) 來表示。

$$\forall a:\text{ACTION} \forall x2, v:\text{INTEGER} \forall b:\text{BOOLEAN} \forall m, n \in \{\text{SKILLS}\}$$
$$\text{Belief}(\text{satisfies}(a, d)) \wedge \text{Expected_efficacy}(a, x2) \wedge \text{Willing_to_learn}(a, b) \wedge$$
$$\text{Required_crimeskills}(a, m-n) \rightarrow \text{Attitudes}(a, d, x2, b, m-n)$$

LP2

Attitudes(a, x2, b, m-n) 與 Desire(d) 決定 Intention(a, x2, b, m-n)。當 Agent 有一個

Desire 需要被滿足，函數 $\text{Intention}(a, x2, b, m-n)$ 表示 Agent 對於 Action a 採取一特定的行為意圖，行為意圖因 $x2, b, m-n$ 三個參數之變化而產生差異。

$\forall a:\text{ACTION} \forall x2, v:\text{INTEGER} \forall m, n \in \{\text{SKILLS}\}$

$\text{Attitudes}(a, d, x2, b, m-n) \wedge \text{Desire}(d) \rightarrow \text{Intention}(a, x2, b, m-n)$

LP3

$\text{Opportunity}(p)$ 與 $\text{Intention}(a)$ 決定最後的 Action a。特定的 Intention 有可能導致特定的 Action 產生，然而 Agent 是否會實際採取 Action 端賴其對於 Opportunity 的信念，當 p 值越大則實際去從事 Action a 的機率也越大。

$\forall p:\text{PROBRABILITY} \forall a:\text{ACTION}$

$\text{Opportunity}(a, p) \wedge \text{Intention}(a, x2, b, m-n) \rightarrow \text{Perform}(a, p)$

3.2.2 Desire Submodel

本研究並不試圖處理 Agent 產生 Desire 的推論過程，在此直接給定 $\text{Desire}(d)$ 表示 Agent 擁有一個 Desire d 等待被滿足。

3.2.3 Intention Submodel

LP4 表示當 Agent 觀察到其他 Agent 行為的結果，Agent 就會相信此一行為可以滿足某一個 Desire，例如：John 相信上傳越多的影片則名聲越響亮，上傳影片是行為，其結果—帶來更多的觀看次數—可滿足名聲響亮的期望。LP4 可呼應學習理論中連結 (Association) 的概念。

LP4

Agent 對於 Action a 的觀察將導致信念—Action a 是否能夠滿足 Desire—的產生。

$\forall a:\text{ACTION} \forall d:\text{DESIRE}$

$\text{Observe_action}(\text{satisfies}(a, d)) \rightarrow \text{Belief}(\text{satisfies}(a, d))$

LP5 則呼應學習理論中增強 (Reinforcement) 的概念，此式假設個人之過去經驗中獲得的報酬是影響預期效用的主要因素，其他 Agent 行為獲得的報酬高低並不會增加或減少 Agent 對行為的預期效用。此式表示當 Agent 獲得之酬賞 x_1 為正值的時候，其對此一行為的預期效用也會增加，當 Agent 獲得之酬賞 x_1 為負值的時候，其對此一行為的預期效用則會減少，式中 $|x_2|$ 為原始預期效用的絕對值，當 $|x_2|$ 越大則預期效用的增值或減值效果愈不明顯。

LP5

Agent 過去相似行為的獲得的報酬將導致信念—預期效用—的增強或減弱。

$\forall x_1, x_2: \text{INTEGER}$

$\text{Personal_rewards}(a, x_1) \wedge \text{Expected_efficacy}(a, x_2) \rightarrow$
 $\text{Expected_efficacy}(a, x_2 + x_1 / |x_2|)$

LP6 則呼應社會學習理論的基本論述，Agent 傾向於學習產生有價值的行為，Young (2007) 認為代理人面對創新時，選擇採納可以帶來比他目前作法更好的創新，因此 LP6 比較了觀察到的行為報酬 v 值與來自於個人經驗的預期效用 x_2 值，當觀察到的行為報酬優於預期效用的時候 ($v > x_2$)，Agent 才會產生學習 Action a 的意願。

LP6

Agent 觀察其他 Agent 從事 Action a 所得到的酬賞 v ，和自我對 Action a 的預期效用 x_2 相互比較，當 $v > x_2$ 時 b 值為 1，表示 Agent 將產生願意向觀察者學習 Action a 的信念，反之，當 $v > x_2$ 不成立時 b 值為 0，表示 Agent 並沒有產生向觀察者學習 Action a 的信念。

$\forall a: \text{ACTION} \forall x_2, v: \text{INTEGER} \forall b: \text{BOOLEAN}$

$\text{Observe_rewards}(a, v) \wedge \text{Expected_efficacy}(a, x_2) \wedge v > x_2 \rightarrow \text{Willing_to_learn}(a, b)$

在網路社群裡，並不是所有的使用者都有能力犯罪，使用者需擁有完成該犯罪所需的技能，因此 L7 用來表示 Agent 對於技能的信念，舉例而言，Robert 要

上傳一部電影的片段，完成行為必須具備轉檔與剪輯的能力，但 Rober 缺少剪輯的能力，可用 Required_skills(剪輯)表示 Robert 此時擁有的信念，此意味著 Robert 可能會有去學習剪輯技能的意圖。

LP7

Agent 觀察到從事 Action a 必須具備技能集合 m，和目前已具備的技能集合 n 相互比較，兩個集合之差集 m-n 表示尚未具備的犯罪技能，因此 Agent 會產生一個信念—需要去學習缺少的犯罪技能。

$\forall a:ACTION \forall m, n \in \{SKILLS\}$

$Observe_skills(a, m) \wedge Existing_skills(a, n) \rightarrow Required_crimeskills(a, m-n)$

3.2.4 Opportunity Submodel

在 Intention 確立之後，Agent 只有在認為有機會的時候才會採取行動。行為究竟會不會產生可能取決於內在或外在環境因素的控制。由於當前網路社群上使用者的行為相當自由而鮮少受任何限制，因此本研究在假設環境中並不存在抑制犯罪的抑制因素，當 Agent 擁有一犯罪意圖，犯罪的機會取決於是否擁有充分的犯罪技能，技能越充分則犯罪的機率也越高，如 LP8 所示。

LP8

Agent 目前已具備技能集合 n 的技能個數，除以從事 Action a 必須具備技能集合 m 的技能個數，當 Agent 具備的技能越充足，則其機會信念越高，越有可能去從事 Action a，反之亦然。

$\forall m, n \in \{SKILLS\}$

$Observe_skills(a, m) \wedge Existing_skills(a, n) \rightarrow Opportunity(a, amount(n)/amount(m))$

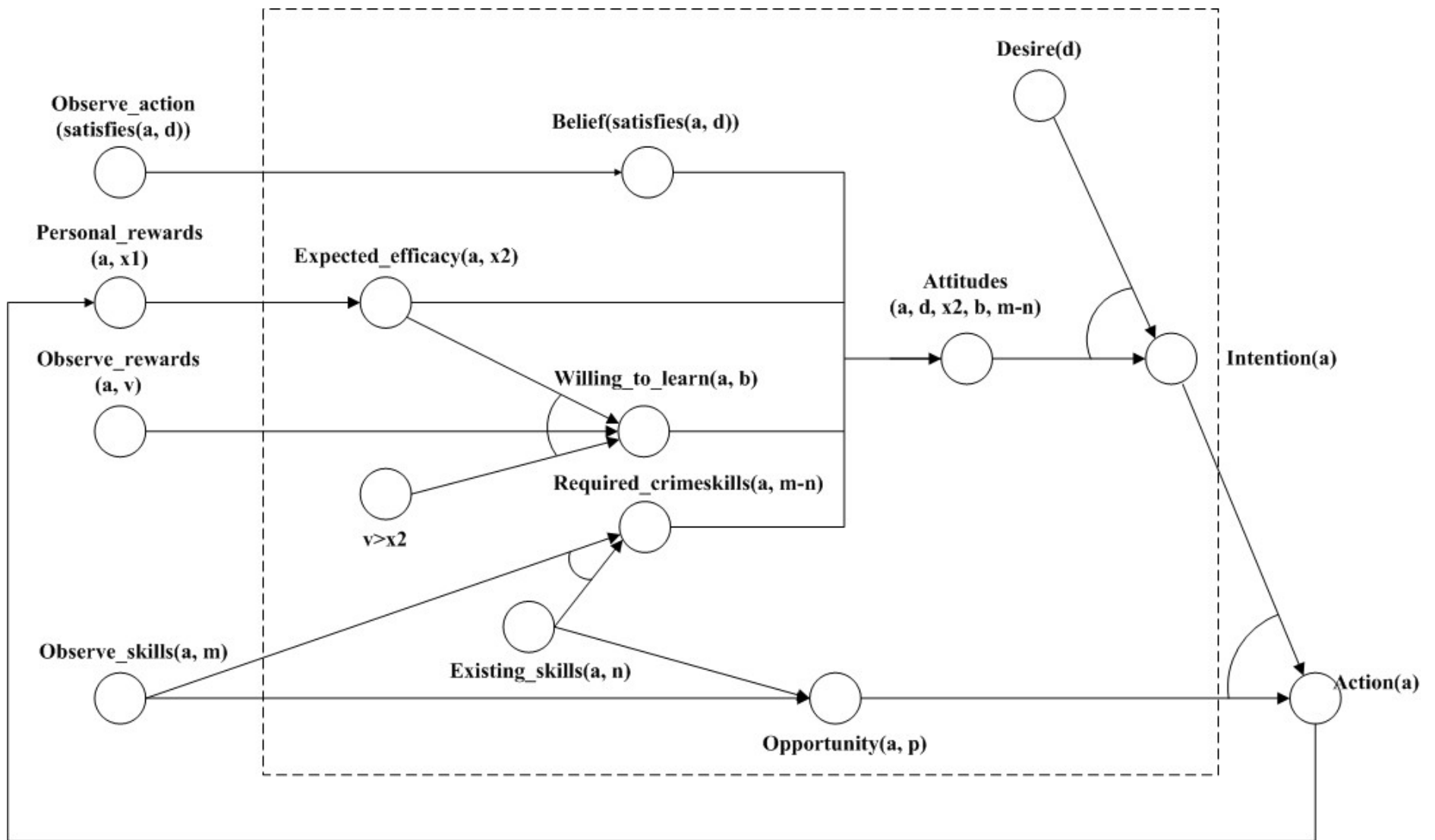


圖 3-6 Graphical Overview of the Simulation Model