

第一章 緒論

1.1 時間關係探討

近十年來，連貫關係探勘一直是自然語言處理中一個重要的主題。所謂的連貫關係探勘，是指找出語段與語段間的連貫關係；語段可能是一個子句、一個句子或是數個句子，從中找出連貫關係的種類，例如：轉折、條件、並列、承接……等等，以下是數個例子：

例1：小明很有天份，**但是**不努力。(轉折)

例2：小明再怎麼有天份，不努力**還是**不行的。(條件)

例3：小明很有天份，小英**也是**。(並列)

例4：今天上午，我掃了地，**然後**又拖了地。(承接)

對於自然語言處理的問題，連貫關係的辨識可作為判定文章語意的線索，故語篇連貫關係探勘研究是相當關鍵的。所謂語篇，是一段具有完整語意結構的文字，可為一個句子甚至多個句子，語篇連貫關係為語篇間延續的語意，如例1，「小明很有天分」及「但是不努力」這兩個語篇片段不是無故接續再一起的，而是他們之間存在一轉折關係。

本篇論文主要探討時間關係，時間關係是連貫關係的一類，所謂時間關係是指兩個語段在時間上或是先後發生，或是同時發生，或是具有明確時間點，前述的例4便是時間關係的例子；時間關係的截取，有助於判斷事件發生的先後順序，可應用於輔助新聞摘要之用。本論文將針對中文語篇連貫關係中小句間與長句間的時間關係之自動標記問題進行研究。

根據前人的研究，我們將時間關係分類分成兩種，其一是以事件發生的時間順序來分類[Li et al. '04]，其二是以事件的語意關係來分類[Lascarides 及 Asher '92]，我們定義我們所要處理的時間關係為下面兩種定義的範圍內。

第一種是以時間次序作為分類，總共分為 7 類，分別為：Before/After、Meets/Met-By、Overlaps/Overlapped-By、Starts/Started-By、During/Contain、Finishes/Finished-By、Same-As。舉例如下：

Before/After：我跑到了終點之後，妹妹才來。

Meets/Met-By：我跑到了終點的同時，妹妹剛好也到了。

Overlaps/Overlapped-By：我跑了不久，妹妹也接著跑了。

Starts/Started-By：我跑到終點時，妹妹才開始起跑。

During/Contain：在我跑步的時候，妹妹不小心跌倒了。

Finishes/Finished-By：我跑完操場時，妹妹也剛好做完體操了。

Same-As：我跑到終點時，發現妹妹同時也到了。

第二種是以語意關係作為分類，總共分為 5 類，分別為：Narrative、Elaboration、Explanation、Background 以及 Result。舉例如下：

Narrative：小麥站起來了，小強走向他。

Elaboration：這座橋建好了，是一位知名設計師設計的。

Explanation：小麥跌倒了，小強推他的。

Background：小麥打開了門，房間是暗的。

Result：小麥打開了燈，房間亮了。

我們定義小句為兩個標點符號間的文章片段，長句則是兩個句點「。」間的文章片段。我們參考第一種分類定義時間關係，根據此定義，在時間關係中任一片段可能是描述「狀態」與「事件」，因此我們可以將兩片段可能的組合分成下面三種：「事件與事件」、「狀態與事件」以及「狀態與狀態」。而兩片段其中之一必須具體描述或隱含時間性質，因此具時間關係的兩片段中必然至少其中之一是事件，故只有「事件與事件」或「狀態與事件」這兩種組合具有時間關係。

1.2 中文文本探討

在語篇連貫關係自動標記的部份，英文的語篇關係探勘較早開始發展，多數

的研究使用例如關鍵詞這類的表面特徵以及語法特徵作為線索擷取辨識連貫關係，然後加上統計式的機器學習來設計自動標記方法。中文研究方面，由於中英文語篇特性的差異，使得中文的自動標記研究不能直接採用英文自動標記的方法，以下概述幾個主要的中文文本與英文文本的差異。

其一，標點符號的誤用問題。中文語篇的標點符號誤用現象較英文語篇嚴重，因此對中文語篇而言，標點符號僅具有參考價值。在[楊遠‘62]中指出，在5000篇中國學生周報的文章當中，僅有5%正確的使用標點符號。

其二，標點符號使用位置的問題。英文語篇一般使用句點作為判斷句子結束的依據，然而，中文標點符號中不存在可以判斷一個完整句子的依據。在中文語篇中，逗點「，」可能是語氣的停頓，而句點「。」常用於一個段落的結束，若以句點作為判斷依據，可能將包含數個句子的一段落判斷為單一個句子。舉例來說：

今天，我們全家去阿里山看神木，神木好高高大，

其中「今天，我們全家去阿里山看神木，」應視為一個完整的句子，但此句和後面的「神木好高高大」是以逗點「，」隔開，如果使用句點「。」作為判斷句子結束的依據，則無法將這兩個句子切割開來，所以句點「。」無法用來判斷句子的結束；但若使用逗點「，」判斷，則「今天」及「我們全家去阿里山看神木」卻又會被視為是兩個句子。

其三，主詞或受詞省略的問題。中文經常出現主詞或受詞被省略的狀況，舉例來說：

韓國總統李明博19日在青瓦臺召開特別記者會，在會上就與美國達成的進口牛肉協議向韓國國民道歉，表示自己忽視了國民的關切。

我們以逗點「，」分隔小句，則第二與第三小句跟第一小句有著相同的主詞「李明博」。

其四，詞語組合的問題。中文的詞語有容易組合跟拆解的特性，常會將長語句縮短或是短語句變長的狀況。長語句縮短常發生在名詞，例如交通大學簡稱交

大、新竹科學園區簡稱竹科等等。在其他詞類方面，副詞「有鑑於此」會縮短為「有鑑」或是「有鑑於」；短語句變長是由於中文有喜歡強調的特性，舉例來說：

請大家不吝批評指教。

這句話其實說「請大家不吝批評」或是「請大家不吝指教」就已經表達出完整的意思了，但是中文卻會連用兩個相似意思的字詞來表達。

1.3 相關文獻探討

由於關鍵詞組可以任意省略，並且中文的標點符號不具有判斷句子起始點的作用，因此對中文語篇而言，遇到省略情形時，難以判定連貫關係的起訖範圍，此問題造成連貫關係辨認上的困難。T'sou et al. [‘00]對此提出解決方式，他們使用關鍵詞與決策樹進行語篇連貫關係的判定；其作法首先以人工方式建立關鍵詞庫以及標記出訓練語料，在文章中搜尋以關鍵詞庫搜尋所有可能的關鍵詞，然後使用決策樹判斷何者為實際作用的關鍵詞。針對關鍵詞組省略的問題，其解決方法是在關鍵詞組省略其一時，利用決策樹判定被省略的關鍵詞位置。T'sou et al. 使用手動標記的80篇香港報紙社論作為訓練語料，20篇作為測試語料，其標記正確率達95%。這個方法的優點是在前後兩個關鍵詞中前者被省略的情況下，可以藉由關鍵詞組位置找出連貫關係之起始。然而，由於關鍵詞組中較後的關鍵詞通常出現在後句的起始，因此仍有無法正確的找出連貫關係終點的問題。此外，雖然此方法可以在關鍵詞組省略其一時判定出省略的關鍵詞出現的位置，但關鍵詞也有可能完全被省略。由於此方法僅採用關鍵詞作為判斷的依據，遇到關鍵詞完全被省略的狀況時仍舊無法判斷。

[Li et al. ‘04]則是一個以詞彙比對為主並且使用決策樹等學習方法，以擷取子句內與子句間的時間關係進行的方法，他們採用了13種特徵，包括1種表面特徵、11種詞彙分類以及一個事件組。表面特徵為子句間是否存在標點符號；11種詞彙分類分別為：Speech verbs（報告、表示）、Trend verbs（起來、下去）、

Preposition words (當、到)、Position words (底、後)、Verbs with an verbal object (繼續、進行)、Modality verbs (必須、會)、Verbs related to causality (導致、致使、引起)、Conjunction words (並、並且、不過)、Auxiliary words (著、了、過)、Time words (過去、今年) 以及Adverb (便、並、不); 事件組則分為四種事件, 分別為: State、Punctual、Developing和Progress。他們實驗了三種訓練方式, 以600筆人工標記的測資作為訓練語料, 100筆作為測試語料, 當中表現最好者, 訓練語料的測試正確率為88.7%, 測試語料為78%。此方法主要是處理一子句間的時間關係, 一般是一個小句, 至多到兩個小句; 多個小句間及長句間的時間關係並沒有處理。另外, 此方法使用的特徵都是一些詞彙上的特徵, 對於其他類型的特徵並沒有探討。

針對連貫關係關鍵詞省略問題, 近年來英文語篇關係探勘的相關研究已對此問題提出了一些解決方式。Marcu 和 Echihabi ['02]針對四種連貫關係提出不使用關鍵詞進行判定的辨識方法, 這四種連貫關係分別為: Contrast、Explanation-Evidence、Condition 以及 Elaboration。他們使用這些連貫關係的關鍵字自動產生訓練語料中的正例, 並且以亂數挑選不連續的兩片段作為訓練語料中的負例, 使用貝氏分類器從訓練語料中擷取出共同出現的詞組, 並利用這些詞組進行辨識。Marcu 和 Echihabi 的理論是, 若關鍵詞是可以省略的, 則必在文章片段中有其他非關鍵詞的文字可作為判定的線索。他們將各連貫關係的語料兩兩組合測試, 包含無關係者總共進行 15 組的測試。測試語料共 5000 例, 其中正確率最高者為 95%, 最低者為 64%, 平均為 75%。此方法僅使用共現的詞語進行辨識, 若挑選共現詞語的門檻森嚴, 則不免回饋率變低; 若挑選的門檻寬鬆, 也許在封閉測試的情況下表現不錯, 但在開放測試的情況下結果則可能並不理想。另外, 這個方法產生負例的方式令人有所質疑, 畢竟在真實的文章中, 是不會出現亂數挑選的組合的。

Sporleder 和 Lascarides ['05]參考[Marcu and Echihabi '02], 用相同的方式自

動產生訓練語料，但他們在方法上做了些許的更動，第一是處理的連貫關係不同，他們的方法針對以下這五種連貫關係進行處理，分別為：Contrast、Explanation、Result、Summary以及Continuation；第二是採用了更多的特徵，共使用了72種特徵，分為七大類：Position（關係出現的位置等資訊）、Length（關係延續的長度等資訊）、Lexical（跟詞彙相關的資訊）、Part-of-Speech（詞性標記等資訊，包含句子的詞性標記串列）、Temporal（跟時態相關的資訊）、Syntactic（句子結構樹等資訊）以及Cohesion（主詞延續等資訊）。第三是使用BoosTexter進行辨識。他們使用了7795筆例子作為訓練語料，865筆例子作為測試語料，訓練語料與測試語料中各類關係的數量是約等的，各關係的正確率不等，平均正確率為57.55%，最高為83.35%，最低為43.64%。此數據顯示，雖然使用了更多的特徵，其效能卻不甚理想，可能是因為七類特徵細分為72項，單一項的例數都不夠多，反而造成結果不佳。

1.4 研究方法概觀

我們提出一個使用特徵來辨識時間關係的方法，從觀察語料中挑選出具辨識效果的特徵，然後利用機器學習方式挑選出最佳的判斷組合，最後將此結果用於全文時間關係之擷取。

本論文結構如下：第二章探討研究方法，首先介紹訓練測試語料自動產生的方式，然後深入探討各特徵的效能，再介紹與討論我們使用的訓練方法，之後詳述我們的標記方式；第三章進行相關的實驗並進行分析，我們共進行三個實驗，分別針對特徵、訓練方法、以及標記方法進行實驗，並分析其結果；第四章敘述結論與後續發展方向。

第二章 特徵探勘

2.1 語料庫介紹

我們使用光華雜誌社 (Sinorama) 語料庫 (1976~2001)¹、中央研究院平衡語料庫²、The Lancaster Corpus of Mandarin Chinese (簡稱LCMC)³以及新華社語料庫 (PH Corpus)。表 1 是語料庫的資料。

光華雜誌社語料庫，是一個中英雙語之語料庫，由遠流雜誌社授權發行，原為一般性雜誌，包含多元主題的報導性文章；我們僅取當中中文的部分使用。中央研究院平衡語料庫，是一經過斷詞並標記詞性的中文語料庫，由中央研究院詞庫小組所完成，內容包含報導性的文章以及小學課文（以散文為主）。LCMC 語料庫，是一已經過斷詞並標記詞性的中文語料庫，由 Linguistics Department, Lancaster University 所建置的，內容是新華社的報導文章。新華社語料庫，亦是一已經過斷詞的語料庫，內容也是新華社的報導文章。

為了詞性標記的一致性，除中央研究院平衡語料庫外，皆使用中央研究院詞庫小組所建置的中文斷詞系統，針對各文章進行斷詞與詞性標記。另外，LCMC 語料庫以及新華社語料庫皆為簡體中文文章，我們先使用繁簡體字互換的軟體進行轉換處理。

表 1：語料庫資料

| 語料庫 | 文章數 | 單一文章平均長句數 | 單一長句平均小句數 | 單一小句平均字數 |
|---------|------|-----------|-----------|----------|
| 光華雜誌語料庫 | 309 | 1167.3074 | 5.2847 | 11.9561 |
| 平衡語料庫 | 8212 | 20.9067 | 3.8276 | 17.3833 |
| LCMC | 500 | 70.7180 | 4.4801 | 12.2548 |

¹光華雜誌語料庫 http://www.aclclp.org.tw/use_gh_c.php

²中研院平衡語料庫 http://www.aclclp.org.tw/use_asbc_c.php

³ LCMC <http://www.lancs.ac.uk/fass/projects/corpus/LCMC/>

| | | | | |
|--------|-------|--------|--------|---------|
| 新華社語料庫 | 7942 | 9.8230 | 3.9682 | 17.1643 |
| 全部 | 16963 | 38.07 | 4.6942 | 13.4990 |

2.2 訓練與測試語料的建置

由於機器學習方法需要大量的訓練與測試語料，我們參考[Marcu and Echihabi '02]，採取自動產生的方式以產生大量的訓練與測試語料。此方法針對所要訓練的語篇關係，選擇一些具有代表性的查詢詞，並佐以出現的位置與句型結構來自動產生正例（即含有該關係的句組），並以隨機亂數選擇的方式，自動在語料中抓取任意不相連的兩個句子，作為負例。我們挑選具有時間關係的查詢詞，以產生一份含有時間關係的正例。另外，我們也參考[Marcu and Echihabi '02]產生一份負例，但這樣的負例其實不在真實的文章中存在，因此有損實驗結果的可信度，所以我們另外挑選不存在時間關係的查詢詞，仿照產生正例的方式，另外產生另外一份負例。以下分別詳述產生正例、負例的方式。

2.2.1 正例

在正例的部分，我們參考[Lascarides及Asher '92]的分類，從[鄭守益與梁婷 '06]所找出的查詢詞中挑選出擷取訓練語料的種子詞，但是由於不是全部的分類都有相對應的查詢詞，而且我們所挑選的查詢詞必須不造成歧異，也就是說查詢詞使用的時候必須確定是時間關係的狀況，所以我們找的查詢詞只有在Narrative跟Result兩個分類中。其他的分類中，Backgroud及Elaboration沒有相應的查詢詞，Explanation則有中文的查詢詞不容易分辨是向後連結還是向前連結的問題，例如：

因為我早上身體不舒服，下午就請假回家了。

我下午就請假回家了，因為早上身體不舒服。

以上這三個分類因為這些原因，所以沒有挑出對應的種子詞。種子詞與分類的對

應請參見表2。另外以[Li et al. '04]的分類來看，我們的種子詞包含時間關係有先後順序的，或是同一時間的，唯一未包含到的是During/Contain。至於其他的Before/After、Meets/Met-By、Overlaps/Overlapped-By、Starts/Started-By、Finishes/Finished-By、Same-As等六種都能包含到。

我們採用表2中的查詢詞並且搭配一定的句型結構，詳細的結構搭配請見附表25。必須特別提到的是除了「之前」以外，其他所有的種子詞都存在於句內及句間兩種關係，但之前僅存在於句內，那是因為在寫作上，如果「之前」有向後連接的作用的話，此句後必然不會使用句點，因此只有句內的情況。

此外，中文的查詢詞不見得會出現在小句的句首。我們參考[鄭守益(2006)]的統計資料得知，查詢詞大多會出現在一句中最前面三個詞以內，僅有「之前」是出現在句末的查詢詞。因此，我們僅在將以下兩種情況的句子擷取為正例，一是前句在最後一個詞出現查詢詞「之前」，二是在後前三個詞以內出現除「之前」外的其他種子詞。各種子詞產生的正例例數參見表2，各語料庫產生的正例例數參見表3，所產生的範例請參見附表27。

表 2：正例種子詞

| 查詢詞 | 句間數量/百分比 | 句內數量/百分比 |
|-----|------------|------------|
| 同時 | 1931/18.46 | 3666/14.55 |
| 於是 | 1813/17.33 | 3255/12.92 |
| 後來 | 1786/17.07 | 2259/8.97 |
| 最後 | 1174/11.22 | 2663/10.57 |
| 之後 | 1081/10.33 | 1304/5.18 |
| 以後 | 824/7.88 | 1604/6.37 |
| 然後 | 776/7.42 | 4087/16.22 |
| 終於 | 279/2.67 | 1658/6.58 |
| 因而 | 206/1.97 | 1451/5.76 |
| 隨後 | 190/1.82 | 188/0.75 |
| 接下來 | 153/1.46 | 180/0.71 |
| 而後 | 109/1.04 | 332/1.32 |
| 隨即 | 66/0.63 | 297/1.18 |

| | | |
|-----|---------|-----------|
| 導致 | 37/3.54 | 711/2.82 |
| 稍後 | 30/0.29 | 40/0.16 |
| 以致於 | 7/0.07 | 69/0.27 |
| 之前 | 0/0 | 1585/6.29 |

表 3：正例例數

| 語料庫 | 句內 | 句間 |
|----------|-------|-------|
| 光華雜誌社語料庫 | 15599 | 6180 |
| 平衡語料庫 | 7246 | 2622 |
| LCMC | 1152 | 707 |
| 新華社語料庫 | 1196 | 953 |
| 全部 | 25193 | 10462 |

表 4 為同一長句中所產生的小句正例數量統計，表 5 為同一篇文章中產生的小句正例數量統計(僅取前 15 個)。

表 4：同一長句小句數量表

| 句內雙語段數 | 相異長句數/百分比 |
|--------|-------------|
| 1 | 22337/88.66 |
| 2 | 1157/4.59 |
| 3 | 99/0.39 |
| 4 | 22/0.09 |
| 5 | 13/0.05 |
| 6 | 9/0.03 |
| 7 | 2/0.01 |
| 8 | 3/0.01 |

表 5：同一篇文章中小句數量表

| 文章內雙語段數 | 相異文章數/百分比 |
|---------|-----------|
| 1 | 1868/7.41 |
| 2 | 761/3.02 |
| 3 | 348/1.38 |
| 4 | 165/0.66 |
| 5 | 93/0.37 |
| 6 | 53/0.21 |

| | |
|----|---------|
| 7 | 46/0.18 |
| 8 | 42/0.17 |
| 9 | 22/0.09 |
| 10 | 20/0.08 |
| 11 | 19/0.08 |
| 12 | 17/0.07 |
| 13 | 11/0.04 |
| 14 | 18/0.07 |
| 15 | 8/0.03 |

2.2.2 負例

在負例的部分，我們使用兩種方式產生，第一種是仿照[Marcu and Echiabi '02]的方式，亂數產生片段配對，我們按照正例出現的比例，在各語料庫內，隨機選取兩個不相鄰的小句及長句作為負例。產生的數量句內為 22000 筆，句間為 8990 筆。產生的範例請參見附表 28。

因為真實文章中的句子和隨機產生出的句子相似度很低，且第一種方式也有可能產生出在不參照前後文情況下，有意義的句子，故我們加入第二種方式來產生負例，此方法仿照產生正例的方式產生負例。我們選擇大部分不含時間關係的查詢詞來產生負例。所使用的查詢詞如下：畢竟、或、或者、或是、總而言之、換句話說、更有甚者、抑或、譬如、例如、反之、由此可見、比方說、換言之，詳細的結構搭配請見附表 26。表 6 是各語料庫所產生的負例數。所產生的負例範例參見附表 29。

表 6：負例 2 例數

| 語料庫 | 句內 | 句間 |
|----------|-------|------|
| 光華雜誌社語料庫 | 13331 | 4076 |
| 平衡語料庫 | 5516 | 1530 |
| LCMC | 719 | 250 |
| 新華社語料庫 | 401 | 73 |
| 全部 | 19967 | 5929 |

2.2.3 中文語料性質處理

我們以逗點「，」分隔小句，然而，由於中文的標點符號不具有句子結束的線索，常常只是語氣上的停頓，因此所有語料都常出現主詞跟其所行使的動詞出現在不同小句，或是動詞與受詞出現在不同小句的問題。為解決此問題，我們針對句內語料做簡單的判斷跟合併，當前段小句出現沒有動詞的狀況時，便將此段小句與前段小句合併，向前合併到出現動詞為止；當後段小句出現沒有動詞的狀況時，則將此段小句與後段小句合併，向後合併到出現動詞為止，但如果最後一句也無動詞，則將其像前合併到前一句。以下是範例：

範例：聽起來(D)匪夷所思(VH) (1) ? 30(Neu)年前(Nd) (2) , 人(Na)們(Na)聽到(VE)試管嬰兒(Na)的(DE)概念(Na)時(Ng) (3) , 也(D)是(SHI)相同(VH)的(DE)反應(Na) (4) 。

上面的範例經過合併成為兩個語段：

- (1) 聽起來匪夷所思 ?
 - (2) 30年前，人們聽到試管嬰兒的概念時，也是相同的反應。
- 2、3、4小句因為2及4小句不存在動詞而跟3合併。

```
輸入：Clause[] //原始小句
輸出：NewClause[] //合併後小句
NewClauseNumber=0
LastClause=""
For i:=1 to NumberOfClause
    LastClause=LastClause+ Clause[i]
    If i= NumberOfClause-1 & If ThereIsNoVerb ( Clause[i+1])
        LastClause=LastClause+ Clause[i+1]
        i= NumberOfClause+1
    If ThereIsNoVerb ( Clause[i]) //小句中是否存在動詞
        NewClauseNumber=NewClauseNumber+1
        NewClause[NewClauseNumber]=LastClause
```

圖 1：合併演算法

2.3 特徵擷取

我們採用[Sporleder and Lasarides '05]所使用的特徵分類作為我們擷取特徵的參考；所採用的特徵分為11類，分別為：位置特徵、主詞類型、動詞組、時間詞、動詞、副詞、時態字根、動詞詞性組、主題詞以及代名詞與零指代，以下將詳述各特徵，表7及表8分別為句內及句間所有特徵列表。

表 7：句內特徵列表

| 特徵 | | 內容 |
|----------|---------|-------------------|
| 位置特徵 | | 關係出現的位置，參數分為前、中、後 |
| 主詞為人物 | | 主詞是否為人物 |
| 前後句主要動詞組 | | 是否存在主要動詞組 |
| 時間詞組 | | 是否存在時間詞組 |
| 主要動詞前動詞 | | 是否存在主要動詞前動詞 |
| 副詞 | 主要動詞前副詞 | 是否存在主要動詞前副詞 |
| | 主要動詞後副詞 | 是否存在主要動詞後副詞 |
| 時態字根 | | 是否存在時態字根 |
| 主要動詞詞性組 | | 是否存在主要動詞詞性組 |
| 小句重心一致性 | | 是否存在相同的主題詞 |

表 8：句間特徵列表

| 特徵 | | 內容 |
|----------|---------|-------------|
| 主詞為人物 | | 主詞是否為人物 |
| 前後句主要動詞組 | | 是否存在主要動詞組 |
| 時間詞 | | 是否存在時間詞 |
| 主要動詞前動詞 | | 是否存在主要動詞前動詞 |
| 副詞 | 主要動詞前副詞 | 是否存在主要動詞前副詞 |
| | 主要動詞後副詞 | 是否存在主要動詞後副詞 |
| 時態字根 | | 是否存在時態字根 |
| 主要動詞詞性組 | | 是否存在主要動詞詞性組 |
| 小句重心一致性 | | 是否存在相同的主題詞 |

2.3.1 位置特徵

在句內的情況下，不同的關係其出現的位置可能不一樣，因此我們以時間關係出現的位置作為一特徵。我們利用時間關係的查詢詞出現在訓練語料的位置，來計算時間關係出現的位置，計算公式如下：

$$\text{出現位置} = \frac{\text{後方小句在長句內的編號}}{\text{該長句的小句總數}} \quad (1)$$

其中長句是以句點「。」分隔的句子。

由表 1 可知，單一長句的平均小句數大約是 7 句左右，又平均小句數的眾數為 3，因此小句位置不適合分為 10 等份，故我們將位置改分為前、中、後三種，正例在各個位置出現的百分比見表 9。

表 9：查詢詞出現位置統計（三分法）

| 查詢詞出現位置 | 所占百分比 |
|---------|--------|
| 前 | 11.47% |
| 中 | 34.15% |
| 後 | 54.38% |

位置特徵在機器學習中所使用的參數值為 F、M、R，分別代表出現位置的前中後。我們以一個範例來輔助解釋。

範例：前些時候她們三姊妹都已成家立業，也有了孩子 (1)，最近陳靜如開始擔心爸爸獨居太無聊，一直要他搬來同住 (2)，不過，她爸爸尚未退休，似乎很能安排生活，所以仍然自己過活 (3)。

上例中編號為 (1) 的小句的位置特徵為「F」；上例中編號為 (2) 的小句的位置特徵為「M」；上例中編號為 (3) 的小句的位置特徵為「R」。

2.3.2 主詞為人物

從代名詞的統計當中，我們發現時間關係中的主詞大部份都是人物，附表 30 是代名詞統計的資料（僅放置前 20 名者），因此主詞類型可以作為分辨時間

關係的特徵。

主詞為人的狀況可分為兩種，其一，人相關的主詞，諸如代名詞、稱謂等；其二，人名。我們使用同義詞詞林當中的理人稱代名詞、稱謂、職業等三類輔助判斷第一種狀況；在人名方面，我們取出斷詞標記為 Nb 者（即專有名詞），再配合百家姓的資料輔助辨識人名，當主詞的前一或兩個字符合出現在百家姓內的姓氏，則將此名詞當成人名。下面的範例中，第一個底線是人名，第二個底線是人物稱謂。

範例：前些時候她們三姊妹都已成家立業，也有了孩子，最近陳靜如開始擔心爸爸獨居太無聊，一直要他搬來同住，不過，她爸爸尚未退休，似乎很能安排生活，所以仍然自己過活。

當片段中主詞為人物時，參數值為 1，沒有時為 0，句內正例存在此特徵的百分比為 3.91%，句間正例存在此特徵的百分比為 37.59%。

2.3.3 主要動詞組

在時間關係中，由於前後兩個片段或是有先後的順序，或是同時發生，因此在動詞上可能會有某些線索，某些事件一定是某動作先發生，而另一件動作後發生，我們用統計的方式找出這些組合作為判斷時間關係的依據。

我們對所有從訓練語料找出的動詞組進行統計，要找出動詞組首先要找出前後兩個片段的主要動詞，擷取主要動詞的方法如下：我們將訓練語料以查詢詞為分割點，切分為兩個片段。從句首開始，逐詞找該句的主要動詞。在此認定為主要動詞的是第一個出現具有以下兩個條件的動詞：

1. 前後不接「的」。若前一個字為「的」，表示此動詞轉品為名詞用；若後一個字為「的」，表示此動詞轉品為形容詞用。
2. 後不接另一個動詞。若後面接動詞，表示此動詞可能轉品為形容詞或副詞用。

然後我們針對找到的動詞組一一計算它們的相關性，公式如下：

$$Association = -\log \frac{freq(動詞1, 動詞2)}{freq(動詞1) * freq(動詞2)} \quad (2)$$

動詞 1 出現次數代表第一個動詞在原始的語料庫中出現的次數，動詞 2 出現次數代表第二個動詞在原始的語料庫中出現的次數。我們所擷取出的動詞組取前 20 個與最後 20 個於附表 31 中。下面是一個動詞組的範例，「成家」跟「有」就為一個動詞詞性組。

範例：前些時候她們三姊妹都已成家立業，也有了孩子，最近陳靜如開始擔心爸爸獨居太無聊，一直要他搬來同住，不過，她爸爸尚未退休，似乎很能安排生活，所以仍然自己過活。

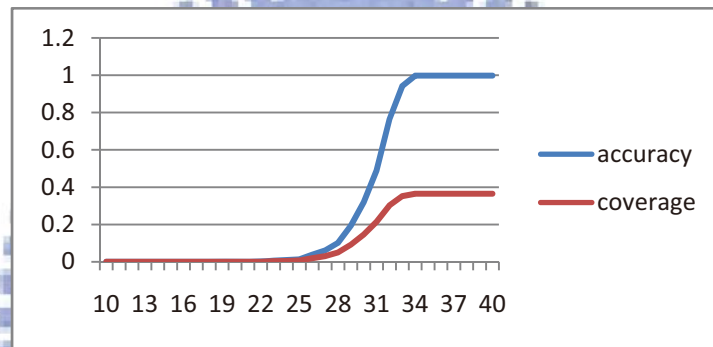


圖 2：句間動詞組統計數值

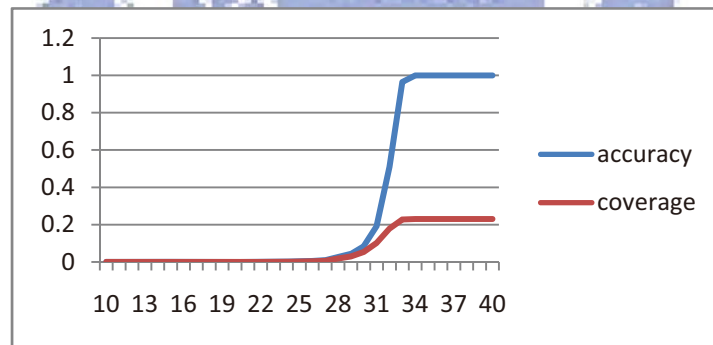


圖 3：句內動詞組統計數值

片段中存在動詞組時參數值為 1，沒有時參數為 0，句內正例含有此特徵的百分比為 13.42%，句間正例含有的百分比為 24.66%。

2.3.4 時間詞組

時間關係最大的特徵就是具有時間上的順序，而時間詞的出現是判斷時間上

的順序的一個最好依據。我們觀察到，當前後兩片段都出現時間詞時，有很大的機會是時間關係。

我們分別針對前後片段找出一個時間詞串列，所謂的時間詞串列是指連續出現的時間詞（斷詞標記為 Td），例如：一九九五年六月三日下午，就是時間詞串列，然後判斷時間詞是否為序數型時間詞。下面的範例即為一個句有時間詞的例句，畫底線者為時間詞。

範例：前些時候她們三姊妹都已成家立業，也有了孩子，最近陳靜如開始擔心爸爸獨居太無聊，一直要他搬來同住，不過，她爸爸尚未退休，似乎很能安排生活，所以仍然自己過活。

如果兩片段中都出現時間詞時此特徵參數值設為 1，沒有時參數值設為 0，句內正例出現此特徵的百分比為 3.80%，句間正例出現此特徵的百分比為 11.38%。

2.3.5 主要動詞前動詞

在[Li et al. '04]年的 Applying Machine Learning to Chinese Temporal Relation Resolution 當中，提到具有動詞受詞的動詞（Verb with verb objects），有時間上先後順序的線索，比方說「開始」，因此我們也使用動詞類型作為特徵。

由於我們沒有這類動詞的詞庫，所以我們針對訓練語料進行統計。第一，先找出主要動詞；這部分的方法請參考 2.3.3 節中的演算法。第二，找出主要動詞前一個動詞；將找出的所有動詞進行統計，以下面的公式作為評估工具

$$Threshold = \frac{\text{正例出現次數}}{\text{正例出現次數} + \text{負例出現次數}} \quad (3)$$

我們從大於 50% 的及 Threshold 開始統計其正確率與覆蓋率，以下是統計結果：

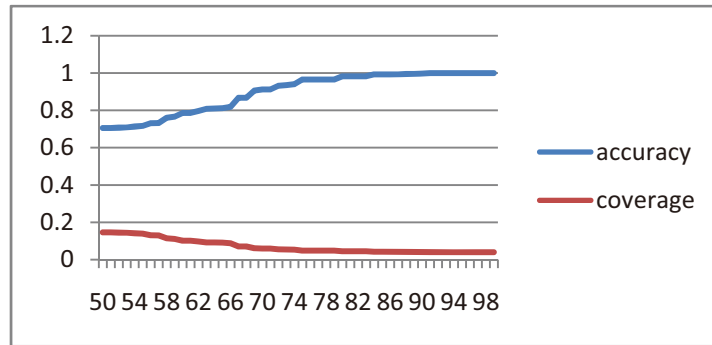


圖 4：句間動詞統計數

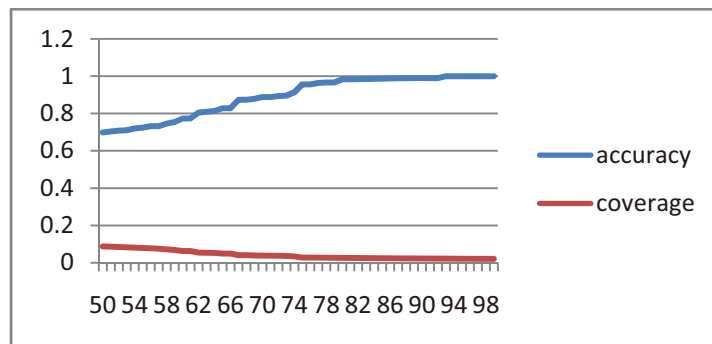


圖 5：句內動詞統計數值

下面範例畫上底線者即為這種動詞。

範例：前些時候她們三姊妹都已成家立業，也有了孩子，最近陳靜如開始擔心爸爸獨居太無聊，一直要他搬來同住，不過，她爸爸尚未退休，似乎很能安排生活，所以仍然自己過活。

根據實驗結果，選擇 Threshold 大於 50 的動詞。如果片段中出現這些動詞則此特徵參數值為 1，沒有則為 2。

2.3.6 主要動詞前後副詞

當副詞是用來修飾動詞時，它會影響文章的語意，因此我們希望找出會影響時間關係的副詞作為判斷時間關係的依據。然而，因為我們沒有相關的詞庫，所以使用統計的方式挑選出頻率較高的副詞。

第一，先找出主要動詞；這部分的方法請參考 2.3.3 節中的演算法。第二，找出主要動詞前後的副詞；將找出的所有副詞進行統計，將找出的所有動詞進行統計，以下面的公式作為評估工具：

$$Threshold = \frac{\text{正例出現次數}}{\text{正例出現次數} + \text{負例出現次數}} \quad (4)$$

我們從大於 50% 的 Threshold 開始統計其正確率與覆蓋率，以下是統計結果：

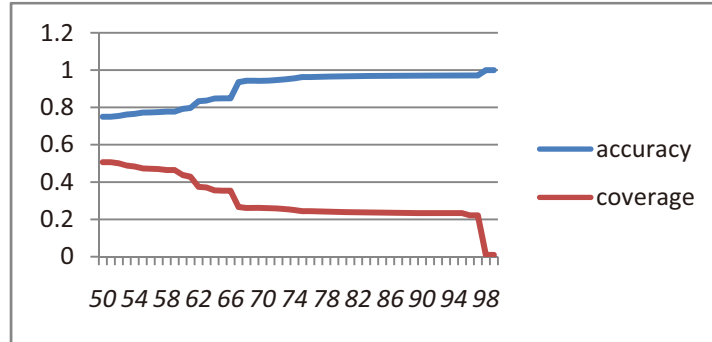


圖 6：句間動詞前副詞統計數值

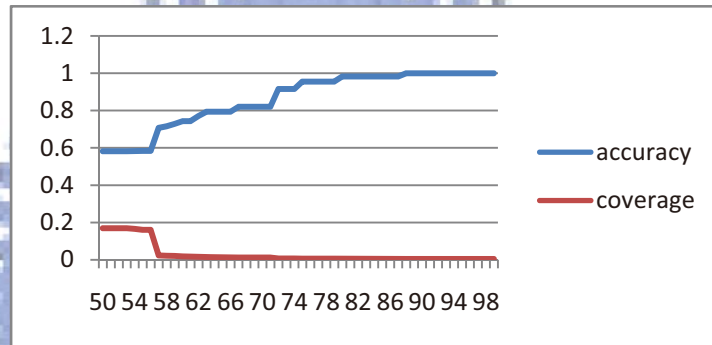


圖 7：句間動詞後副詞統計數值

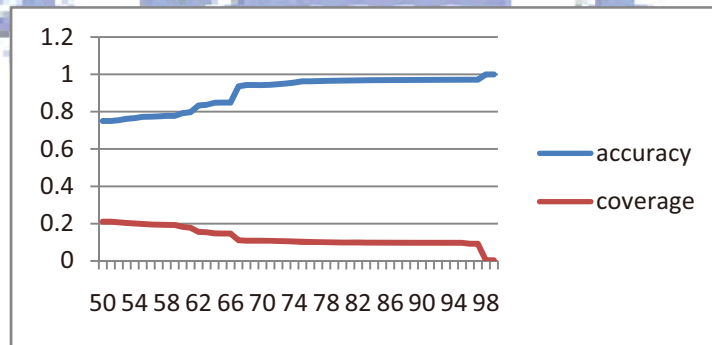


圖 8：句內動詞前副詞統計數值

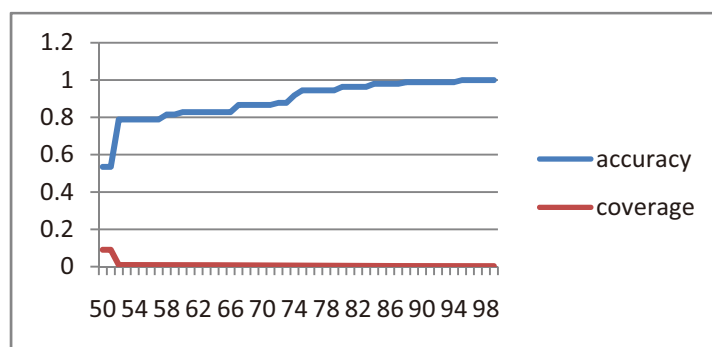


圖 9：句內動詞後副詞統計數值

下面畫底線的詞即為副詞的範例。

範例：前些時候她們三姊妹都已成家立業，也有了孩子，最近陳靜如開始擔心爸爸獨居太無聊，一直要他搬來同住，不過，她爸爸尚未退休，似乎很能安排生活，所以仍然自己過活。

根據實驗結果，選擇 Threshold 大於 50 的動詞。如果片段中出現這些副詞則此特徵參數值為 1，沒有則為 2。

2.3.7 時態字根

在時間關係中，時常出現描述某人物進行某種動作的句子，這一類的句子時態通常是使用進行式或是過去式。我們利用七個時態字根判斷句子的時態，詳細內容如表 10：

表 10 時態字根列表

| 字根 | 出現位置 |
|----|--------|
| 正在 | 動詞前 |
| 著 | 動詞後 |
| 過 | 動詞後 |
| 完 | 動詞後 |
| 到 | 動詞後 |
| 起來 | 動詞後 |
| 了 | 動詞後或句末 |

時態字根在語料中的詳細的出現次數請參考附表 39。

第一，先找出主要動詞；這部分的方法請參考 2.3.3 節中的演算法。第二，根據表 10 所列的出現位置，尋找是否出現時態字根。下面畫底線的詞即為時態字根範例。

範例：前些時候她們三姊妹都已成家立業，也有了孩子，最近陳靜如開始擔心爸爸獨居太無聊，一直要他搬來同住，不過，她爸爸尚未退休，似乎很能安排生活，所以仍然自己過活。

當兩片段中存在時態字根時此特徵參數值為 1，不存在時為 0。句內正例出現的百分比為 2.30%，句間正例出現的百分比為 11.06%。

2.3.8 主要動詞詞性組

在時間關係中，可能有些類型的動詞類型配對不會出現，比方說兩個表達狀態的動詞就不會分別出現在前後片段，因為如此一來就不會存在時間關係了，例如：

她(Nh) 笑起來(D) 很(Dfa) 可愛(VH)，大家(Nh) 都(D) 很(Dfa) 喜歡(VK)
她(NH)。

我們利用統計的方式得到具連貫關係判斷性的動詞詞性組。

首先，我們先分別針對前後片段挑出主要動詞，這部分的方法請參考 2.3.3 節中的演算法。接著，我們擷取出使用中研院斷詞系統所標記出的詞性標記，並且統計動詞詞性組出現的次數；以上都是針對訓練語料的正例以及負例進行統計，所使用門檻值的公式如下：

$$Threshold = \frac{\text{正例出現次數}}{\text{正例出現次數} + \text{負例出現次數}} \quad (5)$$

我們從大於 50% 的及 Threshold 開始統計其正確率與覆蓋率，以下是統計結果：

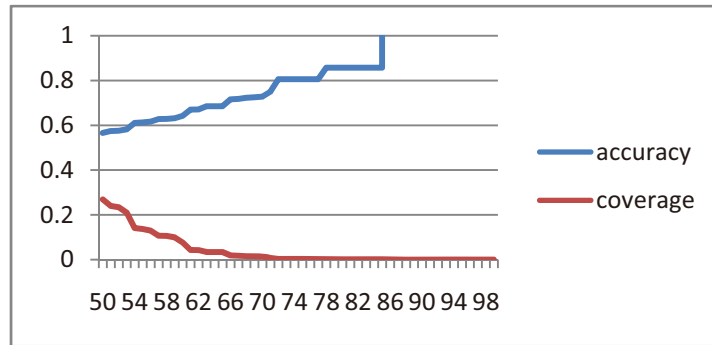


圖 10：句間動詞詞性組統計數值

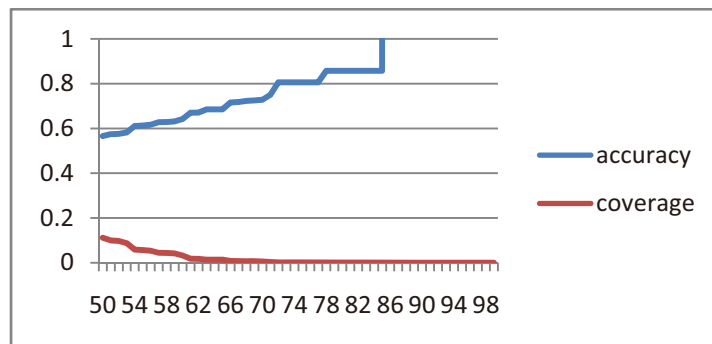


圖 11：句內動詞詞性組統計數值

範例：前些時候她們三姊妹都已成家立業(VA)，也有(V_2)了孩子，最近陳靜如開始擔心爸爸獨居太無聊，一直要他搬來同住，不過，她爸爸尚未退休，似乎很能安排生活，所以仍然自己過活。

當中(VA)及(V_2)是動詞詞性組。

如果片段中出現這個特徵時，參數值為 1，沒有時參數值為 0。

2.3.9 小句重心一致性

在時間關係中，圍繞著相同的主題敘述的狀況是常見的。我們使用[潘善均‘07]的方法來挑選主題詞作為特徵，此方法是將小句中所有的名詞皆列出為候選詞，然後利用這些候選詞找主題詞，利用重心模型挑選小句的重心詞。我們將訓練語料以查詢詞為分割點，切分為兩個片段，並進行兩種比較：第一，比較前後兩個片段是否具有相同的小句主題詞；第二，比較前後兩個片段是否具有相同的小句主題候選詞。

由於該演算法由前往後挑選主題詞的特性，使用此演算法時，較前方小句的

候選詞具有被挑選的優先權，然而造成時間關係連貫的主題詞卻可能是在後方的候選詞，因此會發生實際影響時間關係的主題詞未被挑選出來的情形，故我們擷取兩個特徵，小句主題詞相同及小句主題候選詞相同。小句主題詞在句內出現的百分比為 2.36%，句間出現的百分比為 5.12%；小句主題候選詞在句內出現的百分比為 11.44%，句間出現的百分比為 45.39%。

下面為一個範例，當中 (1) 的兩個小句具有相同的主題詞，(1) 的兩個小句具有相同的主題詞，(3) 的兩個小句具有相同的主題詞，但是 (1)、(2) 及 (3) 之前的主題詞並不相同；不過 (2) 及 (3) 間有相同的主題候選詞「爸爸」。

範例：前些時候她們三姊妹都已成家立業，也有了孩子 (1)，最近陳靜如開始擔心爸爸獨居太無聊，一直要他搬來同住 (2)，不過，她爸爸尚未退休，似乎很能安排生活，所以仍然自己過活 (3)。

主題詞特徵在機器學習中分為兩個細項，分別是主題詞相同及句主題候選詞相同，如果有相同者，則參數為 1，沒有則為 0。



第三章 機器學習法

3.1 訓練方法

我們使用兩種方法進行訓練，第一種是利用貝氏分類器，貝氏分類器 [Domingos & Pazzani '97] 是分類問題經典的解法；第二種是 C4.5 決策樹 [Quinlan '93]，在相關的文獻中，表現出決策樹相當適合解決這個問題。

3.1.1 貝氏分類器

貝氏分類器是使用貝式定理作為分類依據的分類器，是分類問題經典的解法，具有運算速度快的優點；使用貝氏分類器時，特徵間必須應該是獨立的，雖然我們的特徵有依存的嫌疑，但我們還是使用貝氏分類器進行一次實驗。

我們針對所有的訓練語料 A_i (A_i 為特徵的集合) 以特徵 f_i 分類為 C ， C 的參數值為 T 及 F，即是否為時間關係，其運算方式如下。我們首先利用下面的公式得到分類 C 中具有特徵集合 A_i 的條件機率：

$$p(A_i|C) = \prod_i p(f_i|C) \quad (6)$$

然後再運用上面得到的結果，計算出具有特徵集合 A_i 的資料屬於分類 C 的條件機率：

$$p(C|A_i) = \frac{p(C)}{p(A_i)} p(A_i|C) \quad (7)$$

3.1.2 C4.5 決策樹

C4.5 是一個延伸自 ID3 的決策樹，應用於分類問題，是一個統計型的分類器。我們針對所有的訓練語料 A_i (A_i 為特徵的集合) 以特徵 f_i 分類為 C ， C 的參數值為 T 及 F，即是否為時間關係，其計算方式如下。首先計算資訊的亂度，取得熵值：

$$Info(f) = -p(T, f) * \log_2(p(T, f)) - p(F, f) * \log_2(p(F, f)) \quad (8)$$

然後利用下面的公式計算亂度差：

$$Gain(f, A_i) = Info(f) - \sum_{i=1}^p \frac{|f_i|}{|f|} * Info(f_i) \quad (9)$$

一般的決策樹到這裡就結束了，利用增益量的大小來決定建立樹時，挑選節點加入的順序，但 C4.5 加入下面兩個公式來做挑選節點的方式。首先計算其分岔程度：

$$Split(f, A_i) = -\sum_{i=1}^k \frac{|f_i|}{|f|} * \log_2 \left(\frac{|f_i|}{|f|} \right) \quad (10)$$

然後利用分岔程度跟亂度差計算挑選值：

$$Gain\ ratio(f, A_i) = \frac{Gain(f, A_i)}{Split(f, A_i)} \quad (11)$$

利用上面的公式挑選建立樹時節點加入的順序。

3.2 實驗介紹

我們進行三個實驗，分別為訓練實驗、特徵效果實驗以及標記結果實驗。訓練實驗是針對所有特徵，對三種訓練方式進行實驗，找出最合適的訓練方式；特徵效果實驗針對每個特徵進行測試，評估單一特徵的辨識度以及針對需要找出最佳效果的特徵找出其門檻；標記結果實驗是使用我們標記方法進行實驗，檢討其效能。

我們以三個參數作為評驗判別度的依據，其中 A、B、C、D 分別為表 11 中所列的四種情況：

表 11：實驗結果情況列表

| | 標為 T | 標為 F |
|------|------|------|
| 應為 T | A | C |
| 應為 F | B | D |

$$Precision = \frac{\text{正確標記}}{\text{全部標記}} \quad (12)$$

$$Recall = \frac{\text{正確標記}}{\text{應標記}} \quad (13)$$

$$F - Score = \frac{2 * Precision * Recall}{(Precision + Recall)} \quad (14)$$

3.3 實驗二：訓練實驗

我們利用三種分類器來進行實驗，利用不同分類器的結果來檢視這些特徵的實用性。我們使用Sipina⁴處理。

我們將負例一及負例二分別配上正例做實驗，在各組語料中隨機選取 90%作為訓練語料，其餘的 10%作為測試語料，詳細的數據列於表 12 中：

表 12：測資表

| | 類型 | 全部 | 正例 | 負例 |
|--------------------------------|----|-------|-------|-------|
| [1]正例+負例一 | 句內 | 47193 | 25193 | 22000 |
| | 句間 | 19452 | 10462 | 8990 |
| [2]正例+負例二 | 句內 | 45160 | 25193 | 19967 |
| | 句間 | 16391 | 10462 | 5929 |
| [3]正例+負例一+負例二 | 句內 | 67160 | 25193 | 41967 |
| | 句間 | 25381 | 10462 | 14919 |
| [4]正例+負例一+負例二 (負例部分只取一半的數量) | 句內 | 46176 | 25193 | 20983 |
| | 句間 | 17920 | 10462 | 7458 |

我們針對每個分類器進行十次的實驗，下表為平均的結果。

表 13：句間實驗結果

| 分類器 | 測資 | 測試 | 正確標記 | 全部標記 | 應標記 | Precision | Recall | F-score |
|-----|-----|-------|------|-------|-------|-----------|--------|---------|
| 貝氏 | [1] | Close | 8893 | 11956 | 10510 | 0.7438 | 0.8461 | 0.7917 |
| | | Open | 1029 | 1346 | 1189 | 0.7645 | 0.8654 | 0.8118 |
| | [2] | Close | 7482 | 1954 | 9436 | 0.7378 | 0.7929 | 0.7644 |
| | | Open | 802 | 1089 | 1026 | 0.7365 | 0.7817 | 0.7584 |
| | [3] | Close | 4042 | 6235 | 8355 | 0.6483 | 0.4838 | 0.5541 |
| | | Open | 458 | 693 | 938 | 0.6609 | 0.4883 | 0.5616 |
| | [4] | Close | 6438 | 9265 | 8349 | 0.6949 | 0.7711 | 0.7310 |

⁴ Sipina <http://eric.univ-lyon2.fr/~ricco/sipina.html>

| | | | | | | | | |
|------|-----|-------|------|-------|-------|--------|--------|--------|
| | | Open | 710 | 1000 | 944 | 0.71 | 0.7521 | 0.7305 |
| C4.5 | [1] | Close | 9341 | 12702 | 10510 | 0.7354 | 0.8888 | 0.8048 |
| | | Open | 1053 | 1406 | 1189 | 0.7589 | 0.8856 | 0.8116 |
| | [2] | Close | 7317 | 9374 | 9436 | 0.7806 | 0.7754 | 0.7780 |
| | | Open | 778 | 1049 | 1026 | 0.7417 | 0.7583 | 0.7499 |
| | [3] | Close | 4252 | 6433 | 8355 | 0.6610 | 0.5089 | 0.5751 |
| | | Open | 476 | 725 | 938 | 0.6566 | 0.5075 | 0.5725 |
| | [4] | Close | 6270 | 8828 | 8349 | 0.7102 | 0.7510 | 0.7300 |
| | | Open | 697 | 967 | 944 | 0.7208 | 0.7383 | 0.7295 |

從上表看到，測資 1 和 2 的結果證明利用特徵辨識和機器學習法可以有效的找出規則區分出正例和負例，表示這些特徵有其準確度。另外 C4.5 的結果稍好一點，所以我們之後的訓練都選擇使用 C4.5。

另外，我們可以看到測資 3 的結果特別差，可能的原因是兩種負例歧異度大，使訓練出來的特徵規則不一致，因此造成精準度太差。這結果也反證出隨機取出的負例不能作為真實的負例使用。因此我們在下面的實驗，皆採正例 + 負例二進行實驗。

表 14：句內實驗結果

| 分類器 | 測資 | 測試 | 正確標記 | 全部標記 | 應標記 | Precision | Recall | F-score |
|------|-----|-------|-------|-------|-------|-----------|--------|---------|
| 貝氏 | [1] | Close | 18280 | 26346 | 22646 | 0.6938 | 0.8072 | 0.7462 |
| | | Open | 2068 | 2965 | 2547 | 0.6975 | 0.8119 | 0.7504 |
| | [2] | Close | 18041 | 25842 | 22680 | 0.6981 | 0.7955 | 0.7436 |
| | | Open | 1986 | 2808 | 2513 | 0.7073 | 0.7903 | 0.7465 |
| | [3] | Close | 6703 | 11433 | 22586 | 0.5863 | 0.2968 | 0.3941 |
| | | Open | 754 | 1306 | 2607 | 0.5773 | 0.2892 | 0.3854 |
| | [4] | Close | 16420 | 26260 | 22643 | 0.6253 | 0.7252 | 0.6715 |
| | | Open | 1841 | 2935 | 2550 | 0.6273 | 0.7220 | 0.6713 |
| C4.5 | [1] | Close | 18884 | 27264 | 22666 | 0.6926 | 0.8331 | 0.7564 |
| | | Open | 2091 | 3028 | 2527 | 0.6906 | 0.8275 | 0.7528 |
| | [2] | Close | 19034 | 27383 | 22680 | 0.6951 | 0.8392 | 0.7604 |
| | | Open | 2085 | 2982 | 2513 | 0.6992 | 0.8297 | 0.7589 |
| | [3] | Close | 7702 | 13073 | 22586 | 0.5892 | 0.3410 | 0.4320 |
| | | Open | 849 | 1478 | 2607 | 0.5744 | 0.3257 | 0.4157 |

| | | | | | | | | |
|--|-----|-------|-------|-------|-------|--------|--------|--------|
| | [4] | Close | 21141 | 35265 | 22643 | 0.5995 | 0.9337 | 0.7302 |
| | | Open | 2367 | 3934 | 2550 | 0.6017 | 0.9282 | 0.7301 |

從上表可知，句內的趨勢大致跟句間相同，不過 *Precision* 跟 *Recall* 都略低，造成這樣的結果可能是：第一，句內有標點符號問題，前面提到的標點符號的問題，造成我們不見得會取得一個完整的語段；第二，斷詞系統本身標記錯誤導致小句合併的時候錯誤；第三，小句本身的資訊較長句少，所以資訊量少造成判斷難度提高。

下面我們各針對正負例標錯者進行討論，下面的例子是正例被判讀為負例：

鼓起(VC)了全民抗戰精神，而終於贏得(VJ)最後勝利。

雖然上面的例子存在時態字根「了」，但是仍然沒有被判定為時間關係。下面的例子是負例被判讀為正例：

其中國內直視(VC)下心臟外科手術，還是榮總外科醫院所首創(VC)。

上面的例子因為被判定存在相同的主题所以被系統判定為具有時間關係。

3.4 實驗二：特徵組合實驗

我們針對每個特徵檢驗其重要性，我們將個別特徵扣除，每次由全部的特徵中扣除其中一種特徵進行實驗，利用扣除後的實驗結果來檢驗各特徵對整體結果的重要性。表 15 為扣除個別特徵後的實驗結果。

這個實驗，我們採用正例+負例二進行實驗，將全部的測資都放入訓練，詳細的數據請參見表 12。

表 15：特徵組合實驗

| 實驗語料 | 扣除 | 訓練語料 | | |
|------|------|-----------|--------|---------|
| | | Precision | Recall | F-Score |
| 句內 | 位置特徵 | 0.6647 | 0.8668 | 0.7524 |
| | 主詞類型 | 0.6944 | 0.8368 | 0.7590 |
| | 動詞組 | 0.6926 | 0.8369 | 0.7580 |
| | 時間詞 | 0.6962 | 0.8363 | 0.7599 |

| | | | | |
|----|------------|--------|--------|--------|
| | 動詞 | 0.6960 | 0.8352 | 0.7593 |
| | 副詞 | 0.6247 | 0.7763 | 0.6923 |
| | 時態字根 | 0.6977 | 0.7947 | 0.7430 |
| | 動詞詞性組 | 0.6892 | 0.8427 | 0.7583 |
| | 主題詞 | 0.6966 | 0.8216 | 0.7540 |
| | 不扣除 (全部特徵) | 0.6962 | 0.8363 | 0.7599 |
| 句間 | 主詞類型 | 0.7527 | 0.7757 | 0.7640 |
| | 動詞組 | 0.7214 | 0.8054 | 0.7611 |
| | 時間詞 | 0.7627 | 0.7576 | 0.7601 |
| | 動詞 | 0.7498 | 0.7810 | 0.7651 |
| | 副詞 | 0.7893 | 0.6111 | 0.6888 |
| | 時態字根 | 0.7351 | 0.7940 | 0.7634 |
| | 動詞詞性組 | 0.7440 | 0.7857 | 0.7642 |
| | 主題詞 | 0.6971 | 0.8178 | 0.7526 |
| | 不扣除 (全部特徵) | 0.7618 | 0.7641 | 0.7629 |

我們發現去除任何一個特徵都比使用全部特徵的結果差，這表示所有的特徵都有存在的價值，事實上，我們直接從我們的測資中就可以觀察到，單一例子具備的特徵都極少，常常單一例子中僅存在一個特徵，所以在這樣的情況下，除去任何一個特徵都會造成 Precision 及 Recall 降低。另外，副詞不論在句間或是句內都具有很大的效果，還有時態字根在句內的時候也是具有效果的。

第四章 標記系統

4.1 標記方法

我們的標記步驟分為四階段：切分文章、辨識句內時間關係、辨識句間時間關係以及合併結果。以下針對這四個階段分別詳述。

4.1.1 切分文章

1. 將文章以句點切分為數個長句。
2. 將每個長句依據表 16 中所列的五個標點符號切分為數個小句：

表 16：標點符號列表

| | | | | | |
|------|---|---|---|---|---|
| 標點符號 | ， | ； | ： | ！ | ？ |
|------|---|---|---|---|---|

3. 使用中研院斷詞系統⁵將文章斷詞並標上詞性標記。
4. 將小句內沒有動詞者向後合併直到合併後的片段出現動詞。

4.1.2 辨識句內時間關係

1. 在同一長句內，以窗格大小(window size)為 2 的方式依序辨識小句間是否存在時間關係，先找出小句組間的特徵，再以找出的特徵進行時間關係的辨識。
2. 擷取該組小句片段在各特徵內的參數，詳細特徵參數的辨識方法參考 2.2 中各特徵的敘述。
3. 我們使用 C4.5⁶產生辨識邏輯，依據訓練實驗的結果，代入特徵參數值辨

⁵ 中研院斷詞系統 <http://ckipsvr.iis.sinica.edu.tw/>

⁶ <http://www2.cs.uregina.ca/~dbd/cs831/notes/ml/dtrees/c4.5/tutorial.html>

識，由於決策樹過於龐大，故不列出詳細的邏輯。

4.1.3 辨識句間時間關係

1. 針對兩兩相鄰長句，以窗格大小為 2 的方式依序辨識。
2. 擷取該組長句在各特徵內的參數，特徵參數的辨識方法參考 2.2 中各特徵的敘述。
3. 邏輯產生的方式和句內相同，同樣由於決策樹過於龐大，故不列出詳細的邏輯。

4.1.4 合併辨識結果

1. 合併句內結果，我們以窗格大小為 2 的方式進行合併，檢視標記結果，如果存在時間關係，則使用「D:(」及「)」將這段文章片段括住；如果 A 及 B 具有時間關係，且 B 與 C 也有時間關係，則將這兩段合併成 D:(A, B, C)，其詳細演算法如下：



```

輸入：NewClause[] //小句
      ClauseRelation[] //時間關係辨識結果
輸出：ClauseResult
Temp[]
TempCount=0
For i:=1 to NewClauseNumber-1
  If i>1 OR ClauseRelation[i]!=ClauseRelation[i-1]
    TempCount=TempCount+1
    If ClauseRelation[i]=TRUE
      Temp[TempCount]="D: (" +NewClause[i]
    Else
      Temp[TempCount]=NewClause[i]
  Else
    Temp[TempCount]= Temp[TempCount]+NewClause[i]

For i=1 to TempCount
  ClauseResult=ClauseResult+Temp[i]

```

圖 12：句內合併演算法

2. 合併句間結果，合併方法同句內，僅將標記的符號換為” D:{}” ，演算法如下：



```

輸入：ClauseResult[] //長句（已標記句內關係）
      SenRelation[] //時間關係辨識結果
輸出：SenResult
Temp[]
TempCount=0
For i:=1 to NumberOfSen-1
  If i>1 OR SenRelation[i]!=SenRelation[i-1]
    TempCount=TempCount+1
    If SenRelation[i]=TRUE
      Temp[TempCount]="D: (" +ClauseResult[i]
    Else
      Temp[TempCount]=ClauseResult[i]
  Else
    Temp[TempCount]= Temp[TempCount]+ClauseResult[i]

For i=1 to TempCount
  SenResult=SenResult+Temp[i]

```

圖 13：句間合併演算法

4.2 實驗四：標記結果實驗

我們針對我們的標記系統進行實驗，驗證整個演算法的效能。所使用的測資是從聯合新聞網⁷抓取新聞 10 篇，旅遊札記 10 篇，進行標記。

由於這個實驗是全文標記，我們將標記出來的狀況分為三類，分別為：完全正確（關係及範圍都正確）、關係正確但範圍錯誤、關係錯誤；我們僅考慮有標記為時間關係的標記，評估的標準如下：

$$Accuracy = \frac{\text{正確標記}}{\text{全部標記}} \quad (15)$$

在這個實驗中，我們選擇較貼近現實的測資——正例+負例二為訓練語料，以 C4.5 決策樹進行訓練，利用其訓練結果的邏輯來進行判斷。

⁷ 聯合新聞網 <http://udn.com/NEWS/main.html>

經過合併後，我們標記出的句內時間關係平均長度為 3.27 個小句，句間時間關係的平均長度為 4 個長句。首先我們針對未合併的結果進行探討：

表 17：雙語段標記結果統計資料

| 實驗語料 | 位置 | 全部標記數量 | 正確標記 | |
|------|----|--------|------|----------|
| | | | 數量 | Accuracy |
| 新聞 | 句內 | 211 | 163 | 0.7725 |
| | 句間 | 67 | 61 | 0.9104 |
| 遊記 | 句內 | 272 | 150 | 0.5515 |
| | 句間 | 79 | 46 | 0.5823 |

我們可以看到，新聞類文本的表現遠比遊記類好，會比較好的原因有二，其一，我們的訓練語料本身大多也屬於報導類的文體，其二，遊記類的文章中常常會混雜著抒情式的語句，因此造成系統辨識錯誤，畢竟我們的訓練語料中缺乏抒情性的文章。

表 18：句內標記結果統計資料

| 句內 | 結果 | | | | |
|------|--------|------|----------|------|----------|
| 實驗語料 | 全部標記數量 | 正確標記 | | 範圍錯誤 | |
| | | 數量 | Accuracy | 數量 | Accuracy |
| 新聞 | 97 | 33 | 0.3402 | 40 | 0.4124 |
| 遊記 | 130 | 36 | 0.2769 | 48 | 0.3692 |

表 19：句間標記結果統計資料

| 句間 | 結果 | | | | |
|------|--------|------|----------|------|----------|
| 實驗語料 | 全部標記數量 | 正確標記 | | 範圍錯誤 | |
| | | 數量 | Accuracy | 數量 | Accuracy |
| 新聞 | 17 | 9 | 0.5294 | 7 | 0.4117 |
| 遊記 | 28 | 3 | 0.1071 | 22 | 0.7857 |

我們可以看到，如果是合併後考量到範圍的時候，正確率就不高了，這是因為我們判斷範圍的方式，只是將找出來的時間關係進行合併，讓連續存在時間關係的語段成為一個範圍，可是實際上，除了時間關係外，語篇當中仍會有其他的連貫關係，如果當連結的結構如下時，則沒辦法抓取正確的範圍：

時間關係(非時間關係的連貫關係(C1,C2), 非時間關係的連貫關係(C3,C4))

標記結果範例一：

S1: C1:兩岸周末包機今天進入第三天， C2:由於包機運作順利， C3:民航局長張國政上午表示， C4:第一周的包機明天全部順利完成後， C5:就開會檢討， C6:是否針對松山機場， C7:增加起降班次額度。

S2: C8:兩岸包機順利開航， C9:也加速大陸航空公司在台灣布局的角度。

S3: C10:東方航空公司總經理曹建雄， C11:今天中午將搭乘東航包機飛抵桃園機場。

S4: C12:曹建雄中午將在桃園機場宣布， C13:在台灣成立東航辦事處， C14:成為中國大陸第一家在台設辦事處的航空公司。

S5: C15:張國政表示， C16:截至上午為止， C17:兩岸周末包機的飛航情況都很正常， C18:就連首次開放非國內線航班的松山機場， C19:運作也讓航空公司和兩岸旅客相當滿意。

S6: C20:不少搭乘包機的民眾， C21:更認為在松山機場搭飛機非常省時方便。

S7: C22:張國政上午表示， C23:松山機場的目前最大的問題， C24:是行李轉盤只有一個。

S8: C25:如果開會時大家都認為， C26:松山機場包機班次可以再增加， C27:民航局可以再討論調整飛機時間帶， C28:只要班機降落時間不要太接近， C29:不同班次的行李， C30:不會集中在同一個時間帶上行李轉盤， C31:松山機場就可以增加包機班次。

S9: C32:張國政強調， C33:即使開會決定可以增加松山機場包機班次， C34:兩岸包機還是不能超過現在的分配上限， C35:也就是兩岸每周各對飛18班36架次。

S10: C36:各航空可以在原先分配到的額度上， C37:自行調整起降航點。

系統標記:

句間 (S1, S2, S3, S4, S5, S6, S7) (S8, S9)

句內 (C2, C3) (C8, C9) (C15, C16, C17) (C18, C19) (C20, C21) (C25, C26)

(C30, C31) (C33, C34, C35)

正確標記:

句間 (S1, S2, S3, S4, S5, S6, S7, S8, S9)

句內 (C1, C2, C3, C4, C5, C6, C7) (C8, C9) (C16, C17, C18, C19) (C25, C26, C27) (C28, C29, C30, C31) (C33, C34, C35)

圖 14：標記結果一

標記結果範例二：

S1: C1:大陸首發團的各團隊全將阿里山列入觀光行程， C2:今天上午並有一團到阿里山， C3:但旅行社的規畫在阿里山只停留一個下午， C4:甚至只有2小時， C5:而且全都不在阿里山上住宿， C6:大約只能看個鄒族歌舞表演、漫遊一小段森林步道看神木， C7:或再增加阿里山森林鐵路短程體驗， C8:或經台21線的新中橫去看夫妻樹與鹿林大神木， C9:阿里山的五奇之中， C10:日出、雲海、晚霞都看不到， C11:更錯過鄒族部落文化采風之旅。

S2: C12:以往有些大陸團到阿里山的行程太匆促， C13:有如「路過」， C14:在阿里山森林遊樂區拍個紀念照到此一遊， C15:就匆匆下山， C16:難怪之前有大陸團嘲諷說， C17:「未見阿里山姑娘美如水， C18:只見阿里山姑娘壯如山， C19:未到阿里山遺憾終生， C20:到了阿里山終生遺憾。」

S3: C21:嘉義觀光業者說， C22:到阿里山， C23:最好能安排三天兩夜， C24:行程不要太趕， C25:旅遊品質比較好。

S4: C26:阿里山還有大陸團很喜歡的總統行館， C27:如果只是3小時行程， C28:可能就看不到。

S5: C29:這些風景都要在阿里山過夜才有機會看得到， C30:森林遊樂區的商店街也有許多地方特產和美食， C31:不過目前旅行社的規畫都是團體行動， C32:到固定地點用餐、購物， C33:例如吃午餐都在阿里山賓館， C34:而且到阿里山也不能任意脫隊自由行， C35:阿里山的業者們抱怨開放大陸團根本沒有帶來商機， C36:只是更多遊客的吵雜和擁擠， C37:他們向觀光單位嗆聲要採取抵制行動。

系統標記:

句間 (S1, S2, S3, S4, S5)

句內 (C2, C3, C4, C5, C6, C7, C8) (C9, C10, C11) (C12, C13) (C16, C17, C18, C19, C20) (C21, C22, C23, C24) (C26, C27, C28) (C29, C30, C31, C32) (C34, C35) (C36, C37)

正確標記:

句間 (S1, S2)

句內 (C1, C2, C3, C4, C5, C6, C7, C8) (C12, C13, C14, C15) (C17, C18) (C19, C20) (C23, C24, C25) (C27, C28) (C34, C35, C36, C37)

圖 15：標記結果二

我們可以看到，關係涵蓋範圍的辨識不甚理想，關係涵蓋範圍判斷不佳的原因在於，我們的判斷方式是合併具有時間關係的語段，而且我們對於完整句子的

判斷其實是不準確的。如果能夠有大量個人工標記語料，相信可以藉由訓練預測關係涵蓋範圍；另外，我們也看到其實有一些時間關係是沒有被找出來的，比如說，「第一周的包機明天全部順利完成後，就開會檢討，是否針對松山機場，增加起降班次額度。」這句話也存在著時間關係，但並沒有被我們的系統找出來。無法找出來的原因有二，第一，可能是在邏輯判斷上被判斷為負例，因為我們的負例是自動產生的，沒有經過人工的檢查，因此可能出現具有時間關係的負例，造成判斷邏輯的失誤，這個問題，可以由大量人工標記的訓練語料來解決；第二，可能沒有找到特徵，因為我們的特徵是從訓練語料中擷取出來，因此可能不夠完備，造成句子中有時間線索的動詞或副詞沒有找出來，這個問題可用人工輔助的方式進行擷取來解決。

以[Lascarides 及 Asher '92]的分類來分，我們能找出來的時間關係有：

Narrative：明朝封其為中山王，從此，確立了琉球與明朝的藩屬關係，那霸於是成為中琉之間重要貿易港口。

Elaboration：昨天葉美麗手機雖然開機，不過從傍晚到深夜都不接機。

Explanation：您可試試含有豬肉、蝦子、蛋、黃瓜以及若干香草的「夜貓飯」（越文 *Com Am Phu*，英文 *Rice From Hell*，這道菜原本屬於街頭的宵夜菜，）因深夜小販只好隨手利用剩餘的食材東湊西拼，結果卻意外流行起來

Background：我們在日本親王紀念碑往前行不遠，路旁面向海港有一座「民族英雄紀念碑」，

Result：由於我行前太「小」看沖繩島，加上碰上不是太好的天氣，所以在兩天的行程裡只看了那霸市裡的4個遺跡。

以[Li et al. '04]的分類來分，我們能找出來的有：

Before/After：可惜也在二戰被毀，現只修復了總門、放生池、放生橋。

Meets/Met-By：西元1429年尚巴志統一琉球後，欲藉明朝帝國的威望來確立自己的地位，

Overlaps/Overlapped-By：此外，琉球的音樂、料理等也都跟著大為風靡，一時之間日本吹起了一股琉球熱潮。

Starts/Started By：明朝封其為中山王，從此，確立了琉球與明朝的藩屬關係，那霸於是成為中琉之間重要貿易港口。

During/Contain：昨天葉美麗手機雖然開機，不過從傍晚到深夜都不接機。

Finishes/Finished-By：三年後，那塊空地已蓋起除了涵碧樓以外最頂級的大飯店，我再也無處尋覓當日吃早餐所站的正確所在，

Same-As：是以鎌倉圓覺寺為建築樣本的臨濟宗沖繩總本山所在，同時也作為第二尚氏的靈廟。

以第一種分類來說，我們的訓練語料僅包含兩種關係，而從全文標記中，我們發現標記結果能包含五種關係，也就是全部的關係。以第二種分類來說，我們的訓練語料僅包含六種關係，而能夠標記出七種來，意指我們能將所有的關係的標記出來。綜合以上，我們的結論是，即使在訓練的時候沒有蒐集所有類型的測資，但是使用訓練出來的邏輯仍然可以判斷出未包含的測資。

綜合以上而論，雖然我們的訓練語料並非人工標記的，但是訓練出的結果有一定的準確度，而且包含率也夠大，所以使用查詢詞產生訓練語料是可行的。

第五章 長句句內時間關係辨識

從上面的實驗中，我們發現在句內實驗中單一特徵的影響力相對較小，這可能是因為窗格太小的關係，以致於找到的句內特徵少。因此，我們將窗格拉大至整個長句，以查詢詞作為切分點，前面的視為前方小句組，後面的視為後方小句組。如此一來，使特徵的出現機率變大，我們以實驗測試如此是否能夠提升判斷能力。

5.1 測試資料

我們取正例與負例二進行實驗，為了使萃取出來的特徵準確，我們將負例中出現正例裡的長句都剔除，另外正例及負例中一個長句有出現超過一次的都只取一次。得到的測試資料數量於表 16 中，我們的正例總共涵蓋原始資料庫中的 3765 篇文章。

表 20：正例種子詞

| 查詢詞 | 句內數量 | 百分比 |
|-----|------|-------|
| 同時 | 3405 | 15.15 |
| 然後 | 3242 | 14.42 |
| 於是 | 2938 | 13.07 |
| 最後 | 2346 | 10.44 |
| 後來 | 1974 | 8.78 |
| 終於 | 1420 | 6.76 |
| 之前 | 1462 | 6.50 |
| 以後 | 1421 | 6.32 |
| 因而 | 1354 | 6.02 |
| 之後 | 1159 | 5.16 |
| 導致 | 662 | 2.94 |
| 而後 | 291 | 1.29 |
| 隨即 | 276 | 1.23 |
| 隨後 | 173 | 0.77 |
| 接下來 | 161 | 0.72 |

| | | |
|-----|----|------|
| 以致於 | 63 | 0.28 |
| 稍後 | 35 | 0.16 |

表 21：正例例數

| 語料庫 | 全部 | 正例 | 負例 |
|----------|-------|-------|-------|
| 光華雜誌社語料庫 | 28955 | 15624 | 13331 |
| 平衡語料庫 | 12409 | 7373 | 5036 |
| LCMC | 1874 | 1155 | 719 |
| 新華社語料庫 | 1598 | 1197 | 401 |
| 全部 | 37751 | 22482 | 15269 |

5.2 特徵擷取

另外我們稍微修改的各特徵的擷取方式，下面一一介紹特徵擷取的方式。表 22 為各特徵出現於測試資料中的機率：

表 22：長句句內特徵列表

| 特徵 | 出現率 | |
|----------|---------|--------|
| 主詞為人物 | 55.87% | |
| 前後句主要動詞組 | 40.06% | |
| 時間詞組 | 7.12% | |
| 主要動詞前動詞 | 23.55% | |
| 副詞 | 主要動詞前副詞 | 11.23% |
| | 主要動詞後副詞 | 8.78% |
| 時態字根 | 38.21% | |
| 主要動詞詞性組 | 95.84% | |
| 小句重心一致性 | 66.82% | |

5.2.1 主詞為人物

我們找出整個長句中所有的主詞，檢視這些主詞是否為人物，若有則將此特徵標記為 1，否則為 0，詳細的擷取方式請參考 2.3.2 節。

5.2.2 主要動詞組

我們找出整個長句中所有的主要動詞，主要動詞詳細的擷取方式請參考 2.3.3 節；我們將這些主要動詞分為兩個集合，前半小句組主要動詞集合以及後半小句組主要動詞集合，將這兩個集合進行配對，列出所有可能的配對組合，舉例來說，如果前半的集合為(1,2)，後半的集合為(3,4,5)，我們可以得到所有的配對組合為(1,3)、(1,4)、(1,5)、(2,3)、(2,4)、(2,5)，這些組合就是所有可能的主要動詞組。

另外，我們修改公式為：

$$Association = \log \frac{freq(動詞1,動詞2)}{freq(動詞1)*freq(動詞2)} \quad (16)$$

經實驗得到門檻值為-15。

若有此特徵則將此特徵標記為 1，否則為 0。

5.2.3 時間詞組

時間詞組的擷取方式和原先方法相同，請參考 2.3.4 節。

5.2.4 主要動詞前動詞

我們找出整個長句中所有的主要動詞，然後找出所有出現在主要動詞前的動詞，詳細的擷取方式請參考 2.3.5 節。另外，我們仍然採取一樣的公式過濾這些動詞，並經實驗得到門檻值為 50，然後過濾掉詞性標記為(VH)者，因為這種詞性標記的動詞常是狀態性的，容易作為副詞用。若有此特徵則將此特徵標記為 1，否則為 0。

5.2.5 主要動詞前後副詞

我們找出整個長句中所有的主要動詞，然後找出所有出現在主要動詞前後的

副詞，詳細的擷取方式請參考 2.3.6 節，我們仍然採用一樣的公式過濾這些動詞，並經實驗得到門檻值為 50。若有此特徵則將此特徵標記為 1，否則為 0。

5.2.6 時態字根

時間詞組的擷取方式和原先方法相同，唯搜尋範圍擴大為整個長句，請參考 2.3.7 節。

5.2.7 主要動詞詞性組

我們找出整個長句中所有的主要動詞，主要動詞詳細的擷取方式請參考 2.3.8 節；我們擷取這些主要動詞的詞性，並以和 5.2.2 節相同的方式進行配對，得到動詞詞性組；另外我們仍然採用相同的公式過濾這些動詞，並經實驗得到門檻值為 50。若有此特徵則將此特徵標記為 1，否則為 0。

5.2.8 小句重心一致性

小句重心的擷取方式和原先方法相同，比較的方式亦相同，請參考 2.3.9 節。

5.3 實驗三：句內特徵擷取實驗

表 23 為以貝氏分類器以及 C4.5 決策樹進行實驗的結果：

表 23：長句句內實驗結果

| 分類器 | 測試 | 正確標記 | 全部標記 | 應標記 | Precision | Recall | F-score |
|------|-------|-------|-------|-------|-----------|--------|---------|
| 貝氏 | Close | 18480 | 18513 | 20240 | 0.9982 | 0.9130 | 0.9537 |
| | Open | 2040 | 2050 | 2242 | 0.9951 | 0.9099 | 0.9506 |
| C4.5 | Close | 18500 | 18547 | 20240 | 0.9975 | 0.9140 | 0.9539 |
| | Open | 2044 | 2053 | 2242 | 0.9956 | 0.9117 | 0.9518 |

由表 23 看到，將窗格拉大後，各特徵出現的機率都變大了，正確率也提升了許多，所以窗格拉大確實有提升辨識率的效果。正確率能夠提升的原因在於，由於窗格變大，我們所擷取出來的副詞與動詞數量也變多，因此這些特徵的覆蓋

率大很多。而這些特徵跟負例的差異度很大，因為我們是利用負例過濾這些特徵的，所以這些特徵的辨識率極高。

表 24：特徵組合長句句內實驗

| 扣除 | 訓練語料 | | |
|-----------|-----------|--------|---------|
| | Precision | Recall | F-Score |
| 主詞類型 | 0.9988 | 0.9122 | 0.9535 |
| 動詞組 | 0.9988 | 0.9122 | 0.9535 |
| 時間詞 | 0.9987 | 0.9124 | 0.9536 |
| 動詞 | 0.9988 | 0.9122 | 0.9535 |
| 副詞 | 0.7108 | 0.7857 | 0.7464 |
| 時態字根 | 0.9986 | 0.9124 | 0.9536 |
| 動詞詞性組 | 0.9986 | 0.9126 | 0.9536 |
| 主題詞 | 0.9973 | 0.9138 | 0.9538 |
| 不扣除（全部特徵） | 0.9986 | 0.9126 | 0.9536 |

由表 24 看到，副詞雖然出現機率相對於其他特徵並不大，但是副詞仍然是影響最大的特徵，F-Score 的趨勢跟原本的作法差不多，然而窗格放大之後副詞的影響更為明顯。這是因為我們所找出的副詞更多，在加上我們過濾的方式，使得這個特徵判別性很高。所找出來副詞與動詞的詳細資訊請參見附表 35~38。

第六章 結論

本論文提出並實作了一個使用統計方法的時間關係標記系統。根據實驗數據顯示，其他語法以及表面特徵確實有輔助時間關係判定的效果，本論文的主要貢獻如下：

1. 在中文語篇中，除關鍵字特徵外，實作非關鍵字的輔助特徵，以所整理出的特徵進行訓練，並以訓練結果進行全文標記。以不同的實驗探討各特徵的效能，其實驗結果將有助後續研究者更深入探討。
2. 我們提出一個可行的自動標記方法，使用自動標記方法可減少人工標記的成本。
3. 探討自動產生語料的合理性，並實際使用真實文章進行測試，以探討利用非人工標記所產生的語料進行訓練的實用性。

本論文的後續研究有下列幾個可行的方向：

1. 將此標記方式移植到其他連貫關係上。
未來可將這些特徵應用於其他的語篇關係的探勘上，使用相同的模型針對更多的語篇關係進行研究，甚至可以將這些連貫關係合併處理，建立完整的語意連貫網。
2. 搭配關鍵詞進行標記。
關鍵詞的效能已經被過去許多研究證實，未來可將本篇論文所使用的其他特徵搭配挑選好的關鍵詞進行探勘標記，相信會有更準確的結果。
3. 使用人工標記的完整訓練語料，進行更準確的訓練。
由於我們的訓練語料是自動產生的，跟現實的狀況略有一些差距，如果能夠存在數量夠大的人工標記語料，相信可能會有更準確真實的結果。
4. 在全文標記方面，擴大標記的窗格。
使標記的範圍不僅僅是單一小句對單一小句或單一長句對單一長句，而可能

是數個小句對上數個小句，或是數個長句對上數個長句，另外允許中間插入別的關係，使其更符合現實狀況。

