

Hybrid 3DVar雷達資料同化系統在梅雨個案之表現 評估

羅翊銓 連國淵 蔡雅婷 張保亮 洪景山

中央氣象局

摘要

本局的逐時雷達資料同化系統採用3DVar方式同化雷達反射率及徑向風，改進了0到6小時短期降雨預報，然而3DVar方法無法反映流場相關特性。本局另一LETKF逐時雷達資料同化具有流場相關的特性，但容易遇到離散度過小導致資料無法有效同化的問題。為此本局結合3DVar與LETKF雷達資料同化系統的32組系集成員，發展Hybrid 3DEnVar資料同化技術，改進現有3DVar不足之處的同時，也彌補LETKF系集離散度過小產生的問題，並以2020年5月21~5月23之鋒面個案評估其預報效能。

同化雷達資料後結果顯示利用Hybrid 3DEnVar除了更新風場及水象粒子之外，LETKF的背景誤差協方差產生之多變數相關也會修改水氣場、溫度場等非觀測直接相關變數。雨量校驗結果顯示，Hybrid 3DEnVar的降雨在大雨部分有增強，小雨部分有減弱的趨勢，FSS 6小時累積雨量校驗分數顯示Hybrid 3DEnVar在0~6小時表現略優於3DVar，而6~12小時表現卻是略差。由於目前僅測試單一個案，未來將進行更多個案實驗以確認其表現。

關鍵字：雷達資料同化、Hybrid 3DEnVar

一、前言

雷達資料同化(Radar data assimilation)一直是目前國際熱門的研究課題。對於傳統模式而言，短時強降雨是數值天氣預報(Numerical Weather Prediction; NWP)無法很好掌握的部分，通常都是透過雷達回波外延或是雷達定量降雨外延(Quantitative precipitation nowcasting; QPN)來提供極短期的降雨預報。外延方法的時效性在平流主導的天氣系統表現很好，但在遇到有地形阻擋或是天氣系統變化迅速的情況時，外延效果便會快速降低。

為了克服模式的無法及時掌握到天氣系統的弱點，雷達資料同化的方法便油然而生。雷達資料同化是利用雷達觀測到的參數如雷達回波(reflectivity)、徑向風(radial velocity)...等觀測結果，同化至模式中使模式能夠發展出觀測上出現的天氣系統，再利用模式本身的物理過程預報天氣系統的發展，達到短期預報的目的。雖然雷達資料同化預期能夠解決這個問題，但如何同化使模式能夠接受觀測資料卻是一門大學問，國際上亦有針對雷達資料同化不盡理想的原因進行過探討(Fabry and Meunier, 2020)。

本局現行作業的雷達資料同化系統有基於三維變分法(3DVar; e.g., Parrish and Derber 1992; Lorenc et al. 2000; Barker et al. 2004)的RWRP(Radar WRF)系統以及基於局地系集卡爾曼濾波器(Local

ensemble kalman filter; Hunt et al. 2007)的LETKF系統。RWRP採用30分鐘循環更新，同化雷達回波反演之水向粒子及徑向風，並且有同化地面測站；LETKF使用32組系集預報採用1小時循環更新同化雷達回波和徑向風，但尚未同化地面測站。本局採用3DVar進行資料同化已行之有年，其較不花費計算資源的特性在需要快速循環更新的系統中相當實用。然而3DVar方法的缺點是模式背景誤差斜方差是氣候統計值(static background error covariance; static BEC)，不具有流場相關性(flow dependency)，容易使得同化觀測資料後的分析場與模式原本的動力不匹配，造成模式預報後不平衡的問題(spin down)。而本局的LETKF系統透過32組系集預報，建構系集背景誤差斜方差(ensemble background error covariance; ensemble BEC)，可以反映當下天氣系統的誤差特性及流場相關特性，很好的改進了3DVar面臨的短處。但系集預報建構的BEC很大程度上依賴於系集數量及系集離散度。系集離散度過小會產生濾波器發散(filter divergence)的問題，導致觀測資料無法有效同化，為此一些針對系集離散度進行調整的方案也陸續被提出，如RTPP(relaxation to prior perturbation; Zhang et al., 2004)、RTPS(relaxation to prior spreads; Whitaker and Hamill, 2012)等方法。

本研究將結合本局現有的兩種系統，發展混合三維系集資料同化(Hybrid 3DEnVar; Wang et al., 2008a, 2008b; Barker et al., 2012)，利用 LETKF 32

組系集建構的 BEC 結合 3DVar 的 static BEC，來改善現行 3DVar 同化雷達資料的不足之處。

二、實驗方法

2.1 WRF Hybrid 3DEnVar

Hybrid 3DEnVar 方法建構在 3DVar 方法之上，在原本定義的價值函數中，新增 ensemble BEC 的項(式1)

$$J(\mathbf{x}'_1, \mathbf{a}) = \beta_1 \frac{1}{2} \mathbf{x}'_1{}^T \mathbf{B}^{-1} \mathbf{x}'_1 + \beta_2 \frac{1}{2} \mathbf{a}^T \mathbf{A}^{-1} \mathbf{a} + \frac{1}{2} (\mathbf{d} - \mathbf{H}\mathbf{x}')^T \mathbf{R}^{-1} (\mathbf{d} - \mathbf{H}\mathbf{x}') \quad (1)$$

其中 \mathbf{x}'_1 為 static BEC 的分析增量， \mathbf{x}' 是全體分析增量， \mathbf{a} 是系集的控制變數， \mathbf{d} 是觀測增量， \mathbf{H} 是線性化的觀測算符， β_1 、 β_2 是 static BEC 和 ensemble BEC 的權重， \mathbf{B} 、 \mathbf{A} 、 \mathbf{R} 是 static BEC、空間相關性矩陣和觀測誤差協方差。其中全體分析增量會滿足下列式子(式2)

$$\mathbf{x}' = \mathbf{x}'_1 + \sum_{k=1}^K \mathbf{a}_k \circ \mathbf{x}_k^e \quad (2)$$

其中 \mathbf{x}_k^e 是標準化後的系集擾動量。

2.2 模式設定

RWRF 模式採用 10 公里/2 公里的模式設定，使用 wrf ndown 功能由 10 公里預報提供模式初始場與邊界條件予 2 公里模式使用，模式 domain 範圍如圖 1 所示。

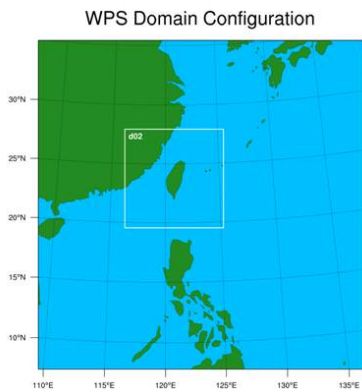


圖 1 RWRF 模式 domain 範圍

資料同化是在 2 公里 domain 內執行，採 30 分鐘循環更新方式，每一次同化的初始猜測場來自上一次同化後的 30 分鐘預報，於整點期間同化雷達資料與地面測站，於半點期間同化雷達資料。作業上同化雷達資料使用 3DVar 方法而同化地面資料採用 Hybrid 3DEnVar 方法。本次實驗中將調整雷達同化策略，改用 Hybrid 3DEnVar 方法進行同化。

2.3 觀測資料

RWRF 同化的雷達觀測資料是採用蔡等(2019)的方法，將本局原始雷達回波資料，以 Adaptive Barnes (Askelson et al. 2000) 的方式從 PPI 座標內差到水平 2 公里，垂直 250 公尺解析度的卡式

座標上作為同化前的原始資料；徑向風則維持 PPI 座標，但經過挑點稀化的方式，讓水平解析度接近模式解析度，避免徑向風在靠近雷達中心資料點過密的情況。地面測站資料則涵蓋模式範圍內的所有測站資料，同化風向、風速、溫度、濕度、壓力等觀測變數。

2.4 局地化半徑

局地化半徑的設定會影響到資料同化後分析場的正確性。根據 Africa et al (2014) 的研究顯示，局地化半徑會跟以下參數的變動有關，(a) 觀測誤差越大，所需的局地化半徑也越大 (b) 觀測資料密度越密，局地化半徑需越小，此外系集數量越多，局地化半徑也會越大。雖然局地化半徑的設定有這些特點，但仍可能有其他因子是需要考量的。最優的局地化半徑並沒有理論上的公式，大多數都是根據經驗與實驗測試結果而定，又或是根據有興趣的天氣系統的特徵尺度定之。

在進行後續實驗前，本研究先針對 ensemble BEC 進行一組單點實驗，選定 5、10、20、30、40 和 50 公里的局地化半徑檢視分析增量的表現後，再依據結果選定適當的半徑進行後續實驗。單點實驗分別同化單一風場與單一水相粒子，查看其對溫度和水氣的跨變數修正表現。從同化單一徑向風的結果可以發現(圖 2a)，徑向風對溫度的影響在同化點(黑色星號)下方產生增溫，而同化點上方產生降溫的現象，結構類似內重力波溫度的分布，而水氣的影響則是在點的下方產生減濕的現象。另外從同化單一水相粒子可以看到(圖 2b)，溫度和水氣的變化不像同化徑向風一樣有明確的結構，看起來較為混亂且隨著局地化半徑增加，其極值有變大的趨勢。大致可以判斷在同化水相粒子的點上溫度是增加的，以下是溫度減少的趨勢，水氣也是類似的反映。

根據實驗結果我們認為 20 公里的局地化半徑能夠表現單點徑向風的產生的特徵結構，又能夠減少單點水相粒子產生的不規則噪訊，避免太多干擾。

2.5 實驗設定

實驗選定的期間為 2020 年 5 月 21~5 月 22 的梅雨個案，從當時的綜觀場(圖 3)可以看到梅雨鋒面正好位於台灣上空，附近有不少對流系統產生。累積雨量圖(圖 4)可以看到豪大雨發生於高屏一帶和台中山區，造成高屏豪大雨的原因是鋒面上激發的線狀對流正好位於高屏附近，由雷達回波圖(圖 5)可以發現線狀結構的對流正在台灣海峽上發展，東邊正好與高屏地區相接，由於鋒面移動緩慢，長時間強降雨導致豪大雨的發生。

RWRF模式起始時間從2020年5月21日0600 UTC開始進行逐半小時的資料同化，每個整點進行13小時的預報，一直進行循環同化直到2020年5月22日1100 UTC為止，其中Hybrid 3DVar的ensemble BEC來自當時作業產製的32組系集成員。由於LETKF只在整點才會輸出32組成員的預報，RWRF在半點同化時沒有系集成員可以使用，因此在半點時雷達資料同化仍使用3DVar。

實驗設定對Hybrid 3DVar中的兩個參數進行調整測試，分別是ensemble BEC的權重和系集離散度inflation的大小，ensemble BEC的權重有0、0.5、0.75、1.0四種設定，其中0表示3DVar，1.0表示沒有static BEC；離散度inflation有No inflation和2倍inflation兩種設定，實驗設定及實驗名稱如表1所示。

表 1 Hybrid 3DVar 實驗設定表。

實驗名稱	系集BE比例	系集BE大小
3DVar	0%	N/A
hyep_0.5	50%	2
hyep_0.5_a1	50%	1
hyep_0.75	75%	2
hyep_0.75_a1	75%	1
full_ens	100%	2
full_ens_a1	100%	1

三、 實驗結果

我們選定圖5線狀對流發生的時間來分析不同ensemble BEC權重所造成的溫度和水氣增量的影響。從回波分析場可以觀察到(圖6)每組實驗在同化完成之後，分析場的回波是可以反映觀測結果，隨著ensemble BEC權重越大，回波場表現也開始逐漸有一些類似雜訊的結果出現，在full_ens的實驗中這種現象是最明顯的。從線狀對流的剖面圖(圖7)來看，四種實驗都能反映出觀測上對流的垂直結構，也都有分析出強對流前的低層噴流的特徵，1~2公里的風速可以超過20m/s。但也可以發現full_ens的對流結構和其他實驗相比同樣有結構不完整的現象。

從溫度和水氣的分析增量來看(圖8)，3DVar的static BEC因為沒有跨變數的相關故沒有溫度和水氣的分析增量，在hyep_0.5、hyep_0.75和full_ens中透過ensemble BEC的影響才有跨變數的修正。從這三個實驗可以看到水氣在1公里以下反映都是減濕的情況，而隨著系集權重變大，減濕的效果會越強，從full_ens的水氣增量也可以看出在沒有static BEC的情況下，分析增量更為顯著；溫度增量部分則是在強對流區比較顯著，與水氣增量類似，也是隨著系集權重變大，溫度增量會越明顯。但需要審視的是，

這些較大的分析增量的結果有可能是採樣誤差產生的結果。

從5月21日18UTC同化後預報0~6小時的雨量圖(圖9)可以看到No inflation的結果比2倍inflation的結果雨量更多一些，但降雨分布沒有太大改變。觀測強降雨帶壓在高雄及屏東山區，3DVar、hyep_0.5和full_ens的強降雨帶稍微偏北了一點，跑到了台南及高雄交界，hyep_0.75強降雨帶剛好在高雄平地上，在這個時間表現最好。6~12小時累積雨量(圖10)3DVar、hyep_0.75和full_ens在高雄山區有過度預報的情況，hyep_0.5表現比較接近觀測，但仍有一些過報的情形。從整體雨量預報的情況可以發現模式會報出兩條雨帶，一條位於觀測雨帶的位置上，另一條則是在其北側，使得模式雨帶分布範圍較觀測更加寬廣。其原因是模式本身預報鋒面的位置比觀測還要偏北，因此模式產生的降雨位置是位在台南一帶，但由於同化了雷達資料，雨帶被拉到了高雄的位置上，但原本模式裡的鋒面帶並沒有跟著被往南調整，因此出現了兩帶變寬以及兩條雨帶的情況。

由於這個梅雨個案在實驗期間共有24組13小時的降雨預報，肉眼無法全部仔細瀏覽一遍。因此我們採用FSS分數來整合這24個降雨預報的校驗。由0~6小時的FSS分數(圖11a)可以看到，雨量小於40mm時，full_ens表現最好，其次是hyep_0.5和hyep_0.75，最後是3DVar；而雨量大於40mm時，3DVar、hyep_0.5和hyep_0.75的表現雷同，full_ens則是很明顯變差，有無inflation在這段時間沒有很明顯差別。而6~12小時校驗在雨量(圖11b)小於40mm時，實驗間彼此差別不大，但還是可以看到hyep_0.75的表現略好於其他實驗結果，當雨量大於40mm時，3DVar的表現就優於其他的實驗，此時2倍inflation的hyep實驗表現比No inflation的hyep實驗好，且hyep_0.5的表現略好於hyep_0.75。

四、 總結和反思

從分析場結果可以看出ensemble BEC可能含有採樣誤差，系集權重越大分析場出現的雜訊越明顯。分析增量結果顯示，Hybrid 3DVar同化雷達資料在這個梅雨個案上會讓近地層的水氣減少，溫度則是在強對流區有增加的情形。雨量預報結果顯示模式雨區範圍比觀測更大的現象，No inflation的雨量比兩倍inflation的雨量要大，前者可能是模式雨帶沒有很好修正所導致。FSS分數顯示0~6小時hybrid結果在小雨優於3DVar，大雨則持平；6~12小時hybrid在大雨部分較3DVar差，小雨則是持平，而ensemble BEC權重為0.5或0.75的表現各有好壞。

在同化單點水相粒子時，我們看到了分析增量有很多的雜訊存在，這暗示著32組系集可能仍不足以凸顯水相粒子與溫度、水氣上的物理

關聯性，為此有必要將系集數增加以減少採樣誤差。根據Necker et al.(2020)在三公里對流資料同化系統中的測試，40組和200組系集明顯降低了分析增量的雜訊，而200組和1000組雜訊減少的程度就沒有40組和200組來的顯著，若以1000組系集的分析增量當作參考，200組系集是一個足夠的數字。

五、 參考文獻

蔡雅婷、洪景山、陳依涵、方偉庭、邵彥銘、江琇瑛和馮欽賜，2019: WRF三維變分雷達資料同化個案研究。大氣科學，**47**，94-118。

Askelson, M. A., J.-P. Aubagnac, and J. M. Straka, 2000: An adaptation of the Barnes filter applied to the objective analysis of radar data. *Mon. Wea. Rev.*, **128**, 3050–3082

Barker, D. M., W. Huang, Y.-R. Guo, A. Bourgeois, and X. N. Xio, 2004: A three-dimensional variational data assimilation system for MM5: Implementation and initial results. *Mon. Wea. Rev.*, **132**, 897–914.

Barker, D., et al., 2012. The weather research and forecasting model's community variational/ensemble data assimilation system: WRFDA. *Bull. Amer. Meteor. Soc.* **93**, 831–843.

Fabry F, Meunier V (2020) Why are radar data so difficult to assimilate skillfully? *Mon Wea Rev* **148**:2819–2835

Hunt, B. R., E. J. Kostelich, and I. Szunyogh, 2007: Efficient data assimilation for spatiotemporal chaos: A local ensemble transform Kalman filter. *Physica D*, **230**, 112–126.

Lorenc, A. C., and Coauthors, 2000: The Met. Office global three-dimensional variational data assimilation scheme. *Quart. J. Roy. Meteor. Soc.*, **126**, 2991–3012.

Necker T, Geiss S, Weissmann M, Ruiz J, Miyoshi T, Lien G-Y. A convective-scale 1,000-member ensemble simulation and potential applications. *QJR Meteorol Soc.* 2020;**146**:1423–1442. <https://doi.org/10.1002/qj.3744>

Parrish, D. F., and J. C. Derber, 1992: The National Meteorological Center's spectral statistical interpolation analysis system. *Mon. Wea. Rev.*, **120**, 1747–1763.

Wang, X., Barker, D., Snyder, C., Hamill, T.M., 2008a. A hybrid ETKF-3DVAR data assimilation scheme for the WRF model. Part I: observing system simulation experiment. *Mon. Weather Rev.* **136**, 5116–5131.

—, —, —, —, 2008b. A hybrid ETKF-3DVAR data assimilation scheme for the WRF model. Part II: real observation experiments. *Mon. Weather Rev.* **136**, 5132–5147.

Whitaker JS, Hamill TM. 2012. Evaluating methods to account for system errors in ensemble

data assimilation. *Mon. Weather Rev.* **140**: 3078–3089. <https://doi.org/10.1175/MWR-D-11-00276.1>.

Zhang F, Snyder C, Sun J. 2004. Impacts of initial estimate and observation availability on convective-scale data assimilation with an ensemble Kalman filter. *Mon. Weather Rev.* **132**: 1238–1253. [https://doi.org/10.1175/1520-0493\(2004\)132<1238:IOIEAO>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0493(2004)132<1238:IOIEAO>2.0.CO;2).

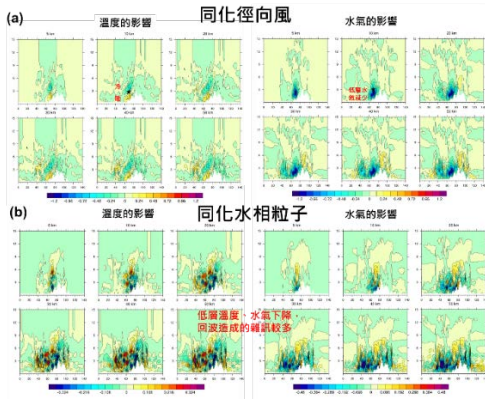


圖 2：單點測試溫度和水氣的分析增量，黑色星號為同化位置(a) 同化單點徑向風(b)同化單點水相粒子

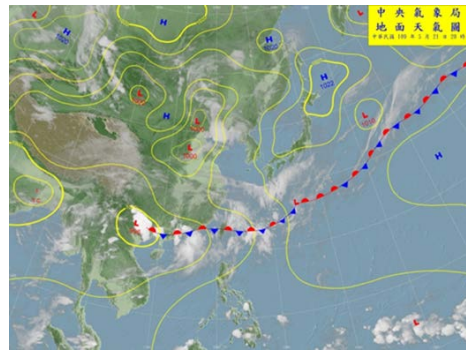


圖 3：2020年5月21日1200 UTC 天氣圖

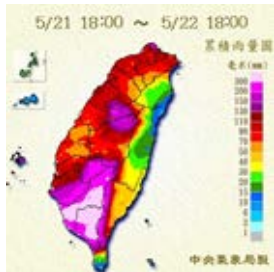


圖 4：2020年5月21日1000 UTC 至5月22日1000 UTC 累積雨量

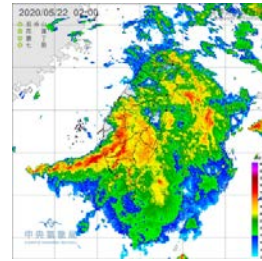


圖 5：2020年5月21日1800 UTC 雷達回波圖。

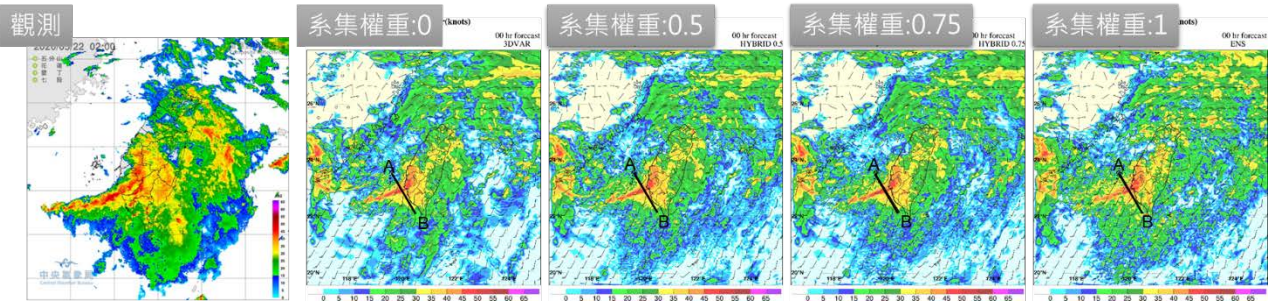


圖 6：2020年5月22日1800 UTC 不同 ensemble BEC 權重的分析場，底色是雷達最大回波，風標是2米風向風速

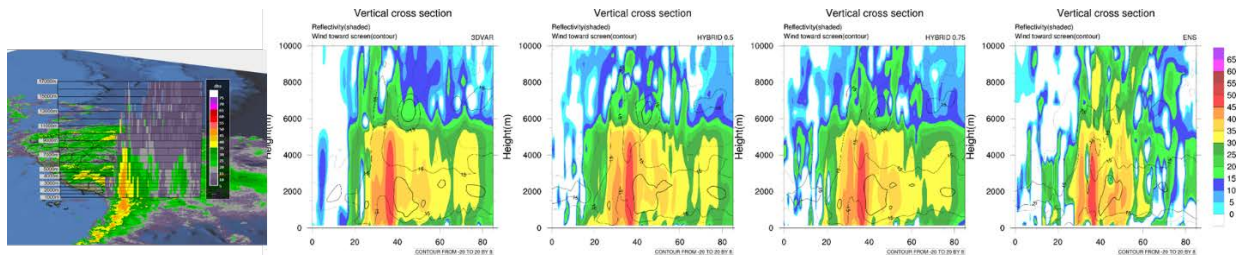


圖 7：沿著圖 6 黑色實線的垂直剖面，底色是雷達回波，等值線是射入紙面的風速大小。

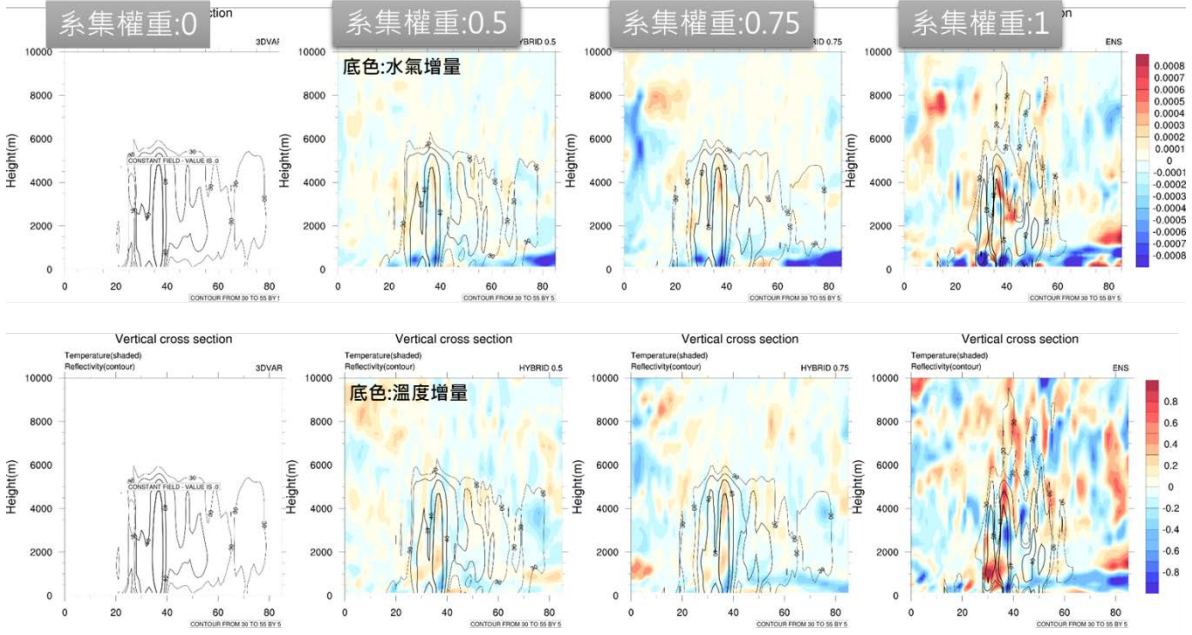


圖 8 :沿著圖 6 黑色實線的垂直剖面，上排底色是水氣增量下排是溫度增量，等值線是雷達回波。

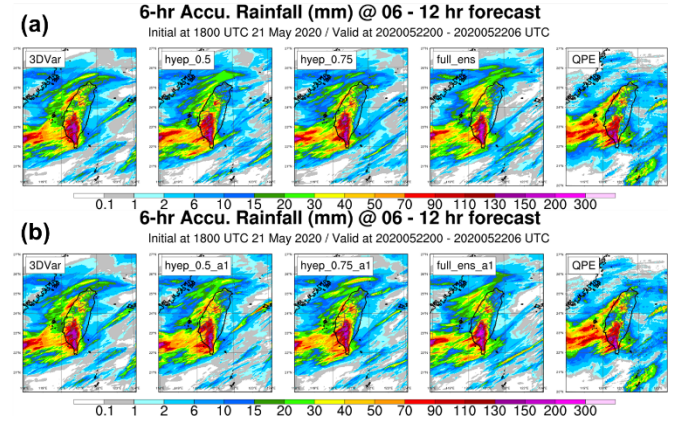
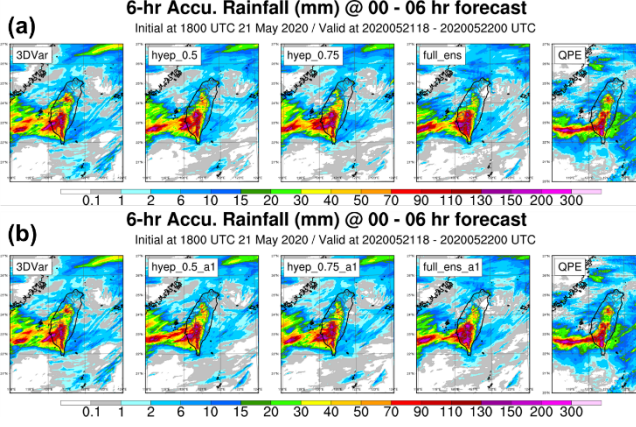


圖 9: 2020 年 5 月 21 日 18 UTC 為初始場預報 0~6 小時的累積雨量

圖 10: 同圖 9 但為 6~12 小時累積雨量

(a) 2 倍 inflation (b) No inflation。

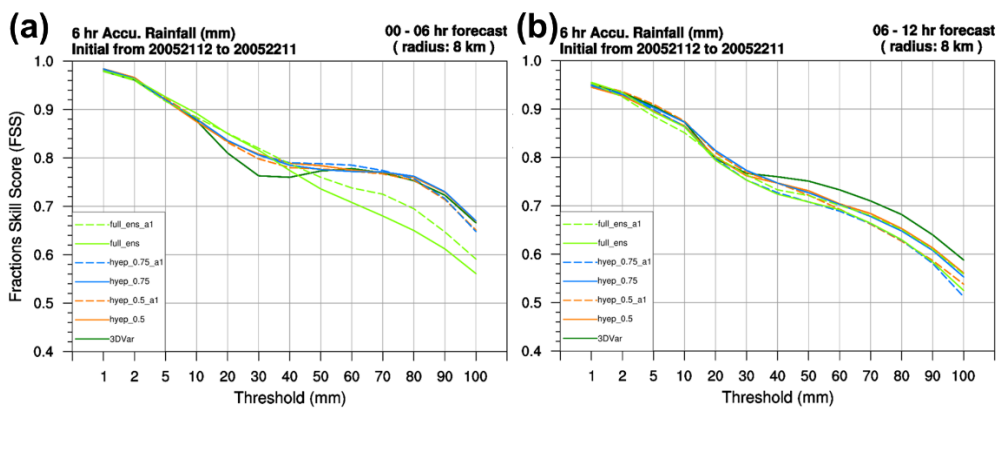


圖 11 :2020 年 5 月 21 日 12UTC 至 5 月 22 日 11UTC 的(a)0~6 小時雨量 FSS 校驗(b)6~12 小時雨量 FSS 校驗。虛線是 No inflation，實線是兩倍 inflation。顏色代表不同 ensemble BEC 的權重。

Evaluation of hybrid 3DEnVar radar data assimilation system applied to mei-yu case

Yi-Chuan Lo, Guo-Yuan Lien, Ya-Ting Tsai, Pao-Liang Chang, Jing-Shan Hong

Central Weather Bureau

Abstract

The hourly-update radar data assimilation system in Central Weather Bureau (CWB) employs a 3DVar technique to assimilate radar reflectivity and radial velocity, which improves 0 to 6 hour short term precipitation forecast. However, the 3DVar technique cannot reflect flow-dependent property of the background errors. Another hourly-update radar data assimilation in CWB based on the LETKF can overcome the downside of the 3DVar, but it tends to suffer from the filter divergence issue when its ensemble spread is too small. To overcome all these issues, we develop a hybrid 3DEnVar system for radar data assimilation taking advantage of the existing 32-member LETKF system at CWB. The performance is evaluated by a mei-yu front case during 21 to 23 May in 2020.

The case study shows that using the hybrid 3DEnVar technique to assimilate radar reflectivity and radial velocity updates not only hydrometeor and wind fields, but also water vapor, temperature and pressure fields by the cross-variable covariances. The precipitation forecast verification shows that the hybrid 3DEnVar enhances heavy rainfall but weakens light rainfall. In terms of Fractions Skill Score (FSS), the hybrid 3DEnVar performs slightly better than the 3DVar in 0 to 6 hour accumulated precipitation, but slightly worse in 6 to 12 hour accumulated precipitation. The current result is limited to one case; in the future more case studies will be conducted to better understand the performance of the hybrid 3DEnVar radar assimilation.

Key word: Radar data assimilation, Hybrid 3DEnVar