

停止猜測並開始瞭解： 在製造環境中使用實驗設計 (DOE) 方法



停止猜測並開始瞭解：在製造環境中使用實驗設計 (DOE) 方法

對於在製造業工作的工程師來說，有些製程非常複雜，即使非常有經驗、稱職的工程師也不一定知道如何確定製造設備的最佳設置。

當這種情況發生時，他們可能使用關於最佳設置應如何進行的一般想法來猜測，但這還不夠充分或不明智。製造工程師需要考慮到製造設備的特殊性，非常精確地指示正確的製程參數。

或者，他們可以猜測最佳設定、評估結果，然後透過一次調整一個因素的方式嘗試進一步改進設定。但這可能是一個漫長過程並仍可能找不到最佳設定。

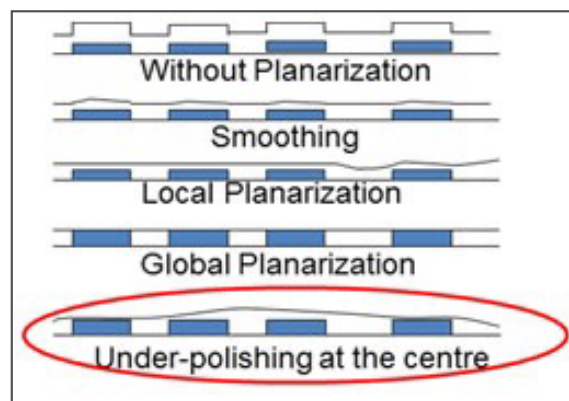
即使製造環境具有適合目前條件的最佳設置，為了確保工廠保持領先地位，需要採用新技術 -- 引入未知情況和新問題。最終，工程師需要一個全面的模型，幫助他們非常準確地了解系統的運作，而他們顯然不能透過一次調整一個因子且沒有組織的方式進行實驗來實現這一點。

工程師需要一種工具，可以幫助他們在一個非常實用、具成本效益和彈性的方式構建模型，這樣他們就能確保每當需要製造新產品時，能夠快速辨別正確的製程設定。實驗設計 (DOE) 是理想的工具。

選擇正確的設計

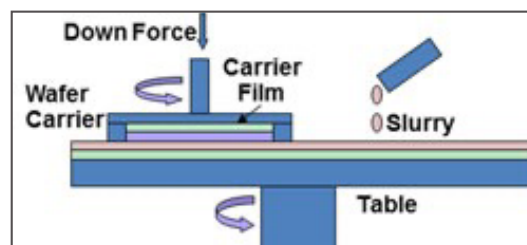
半導體產業的研磨製程是一個非常複雜且關鍵的製造過程的一個例子。其目標是生產盡可能平坦的晶圓，以保持高生產良率。高良率對於確保工廠成本效益和客戶滿意產品品質是絕對必要的。

我參與了微電子設備研磨部門的實驗設計 (DOE) 項目。晶圓研磨後的「Liner」殘留物 (中間研磨不足) 使得特定材料的良率和平坦度不符合理想。由於研磨/平坦度不足而影響了後續的製造流程，因此必須提高均勻度。



考慮了製程的六個參數。這些參數對研磨工程師來說非常熟悉，並且容易調整 (包含 Down Force、Back Force、Carrier Velocity 和 Table Velocity)。其他參數 (Type of Pad、Oscillations) 更具創新性，但它們不一定涉及製程成本的顯著增加。

主要目標是實現更高的均勻度，但保持高水準的生產力也很重要。



我們的第一步是確定要進行測試的參數設定。為了維持現實情況不可能將其設定離太遠，但要能輕鬆辨別參數是否有實際影響也不能設定得太接近。對於每種參數，我們選擇了兩水準，讓我們的實驗成為二水準的實驗設計 (Two-level DOE)。這讓我們能夠減少需要執行的測試數量，並且我們假設水準內的影響可能大多是線性的。

接下來，我們需要考慮實驗設計型態和需要執行的測試數量。這一點非常重要，因為可用於進行實驗的時間通常非常有限，同時也因為我們想要盡量減少測試期間製造的產品零件數量，因為這些產品零件無法出售給客戶。

下表對於選擇正確的設計非常有幫助。它是 Minitab 中因子 DOE 功能表的一部分 (請至 **Stat > DOE > Factorial design > Create a factorial design**。在顯示的對話框中，選擇 **Display available designs**。)

Run	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
4	Full	Full												
8	Full	Full	IV	IV	IV	IV	IV	IV	IV	IV	IV	IV	IV	IV
16			Full	Full	IV	IV	IV	IV	IV	IV	IV	IV	IV	IV
32				Full	Full	IV	IV	IV	IV	IV	IV	IV	IV	IV
64					Full	Full	IV	IV	IV	IV	IV	IV	IV	IV
128						Full	Full	IV	IV	IV	IV	IV	IV	IV

Factors	Runs	Factors	Runs	Factors	Runs
2-7	12, 20, 24, 28, ..., 48	20-23	24, 28, 32, 36, ..., 48	36-39	40, 44, 48
8-11	12, 20, 24, 28, ..., 48	24-27	28, 32, 36, 40, 44, 48	40-43	44, 48
12-15	20, 24, 28, 36, ..., 48	28-31	32, 36, 40, 44, 48	44-47	48
16-19	20, 24, 28, 32, ..., 48	32-35	36, 40, 44, 48		

此表格指出擁有六個參數，我們可以進行 64 (26) 次試驗的完整設計，但將會太昂貴。我們可選擇一半 (26-1) 的部分設計，但 32 次試驗仍然太貴。因此，我們選擇了四分之一 (26-2) 部分設計的 16 次試驗。

上面表格中綠色區域是最安全的選擇，不過是一個昂貴的選擇，所以我們 16 次試驗的設計在成本和風險方面是最好的妥協。

8 (26-3) 次試驗的設計會更便宜，但紅色表示風險程度更高：只有 8 次試驗，一些主因子效應與二因子交互作用混淆，使分析更加困難且風險更大。16 次試驗的設計更安全 (如黃色所示)，並且由於主效應與其他主效應並無混淆，我們可以無風險地估計其效應。

此設計中的二因子交互作用效應有時與其他二因子交互作用相互混淆。但如果這種交互作用效應是顯著的，那麼我們預期具有統計顯著意義的主要因子所涉及的交互作用更可能是顯著的，而不是其他不具統計顯著性的主要因子所涉及的混淆交互作用。這被稱為「遺傳 (Heredity)」原則。這是一個非常有用的原則，用於辨別與其他二因子交互作用「混淆」時的重要顯著交互作用。

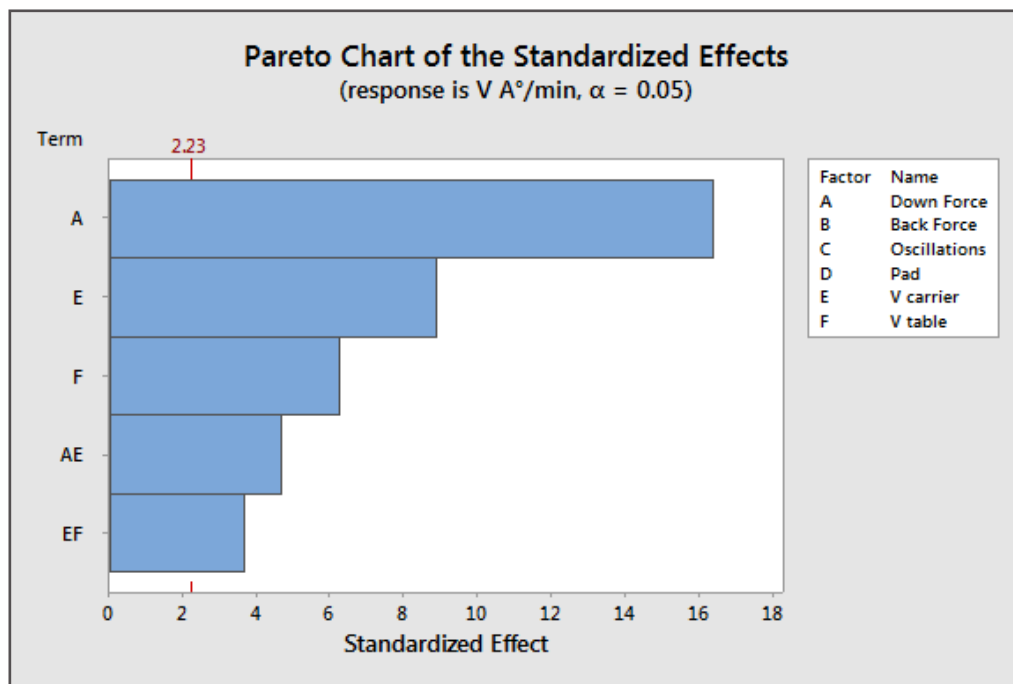
分析設計

現在，我們將在執行實際測試之後，檢查 DOE 結果進行分析。我們的目標是最小化變異性 (即最小化 Std Dev 反應變數)，以實現更好的晶圓均勻度。同時，我們希望透過提高製程的去除率 (Removal Rate) (即最大化 $V A^\circ/\text{Min}$ 反應變數) 以最小化週期時間。

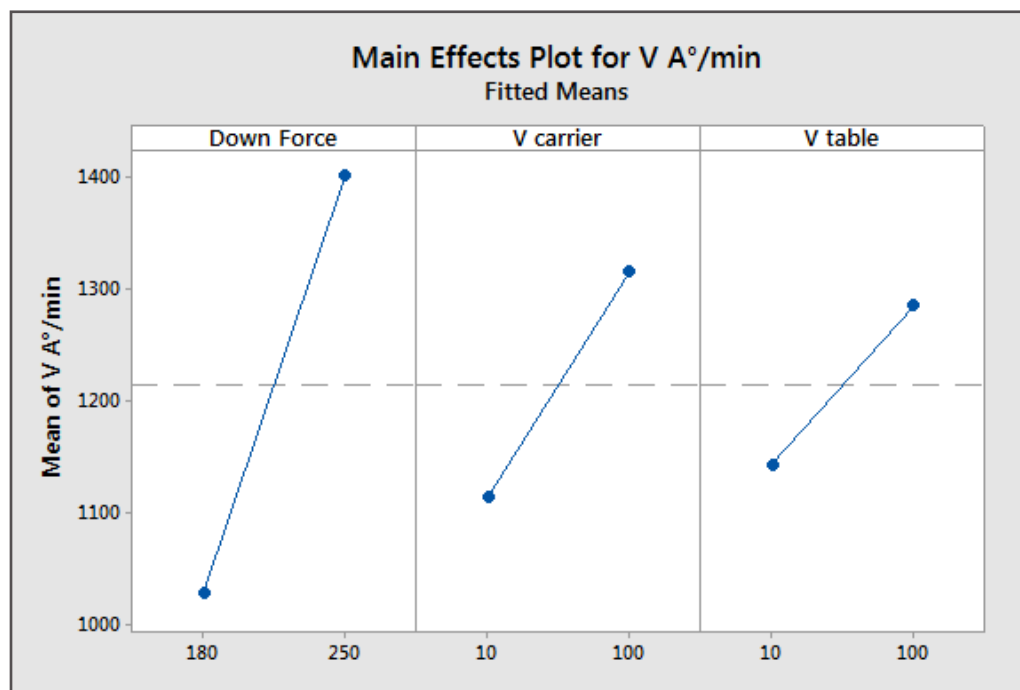
因此，我們正在處理多重反應的 DOE。

Down Force	Back Force	Oscillations	Pad	V carrier	V table	Stdev A°	V A°/min
180	50	0	0	10	10	142	869
250	50	0	0	100	10	490	1493
180	100	0	0	100	100	413	1042
250	100	0	0	10	100	213	1327
180	50	1	0	100	100	753	1099
250	50	1	0	10	100	299	1382
180	100	1	0	10	10	175	853
250	100	1	0	100	10	429	1489
180	50	0	1	10	100	535	1090
250	50	0	1	100	100	552	1558
180	100	0	1	100	10	381	1075
250	100	0	1	10	10	249	1126
180	50	1	1	100	10	552	1085
250	50	1	1	10	10	262	1151
180	100	1	1	10	100	527	1103
250	100	1	1	100	100	622	1680

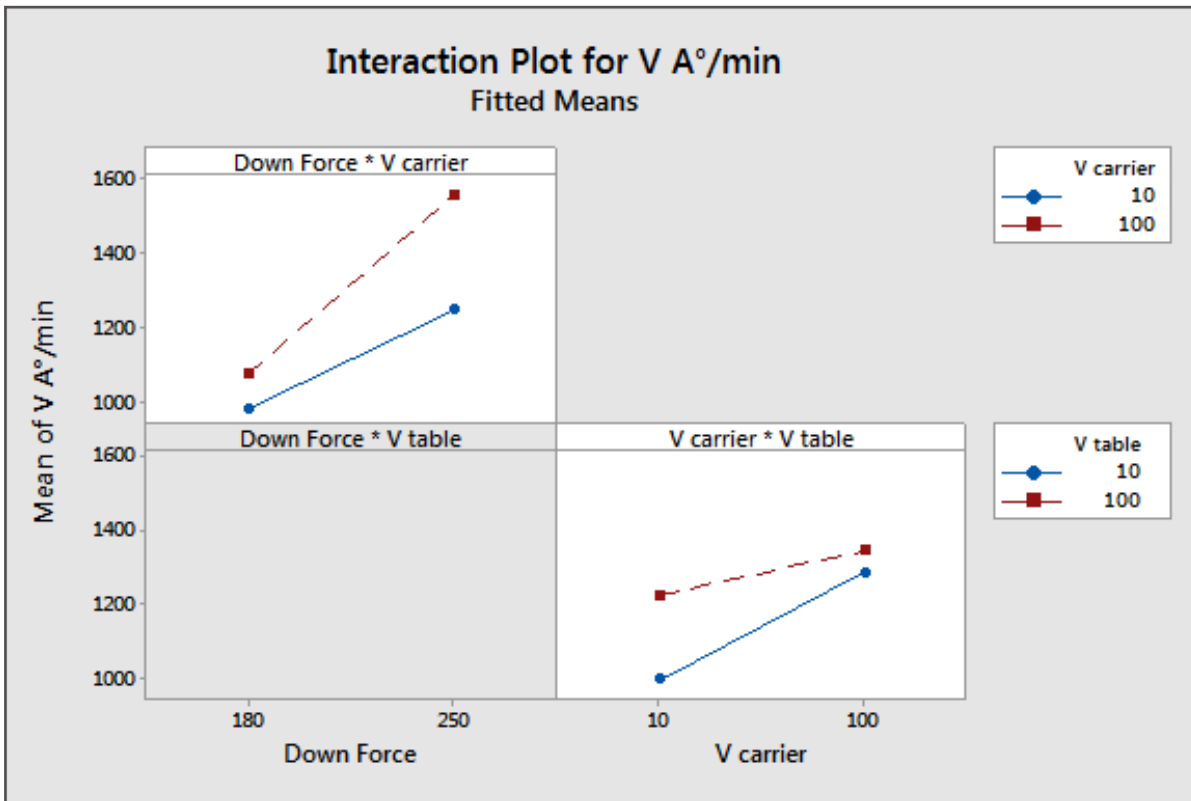
根據上面顯示的 DOE 數據，首先我們建立了一個去除率 ($V A^\circ/\text{Min}$) 的模型：Down Force、Carrier Velocity 和 Table Velocity 具有顯著影響，如下面柏拉圖清楚地顯示。這兩種 Down Force*Carrier Velocity 和 Carrier Velocity*Table Velocity 二因子交互作用也顯著。因此，我們逐漸從模型中刪除不顯著的剩餘參數。



一位製程專家後來證實，從我們目前對於此製程的知識瞭解來看，這些影響和交互作用是合乎邏輯並可預料得到。下圖顯示了對於去除率反應變數之主效應圖。

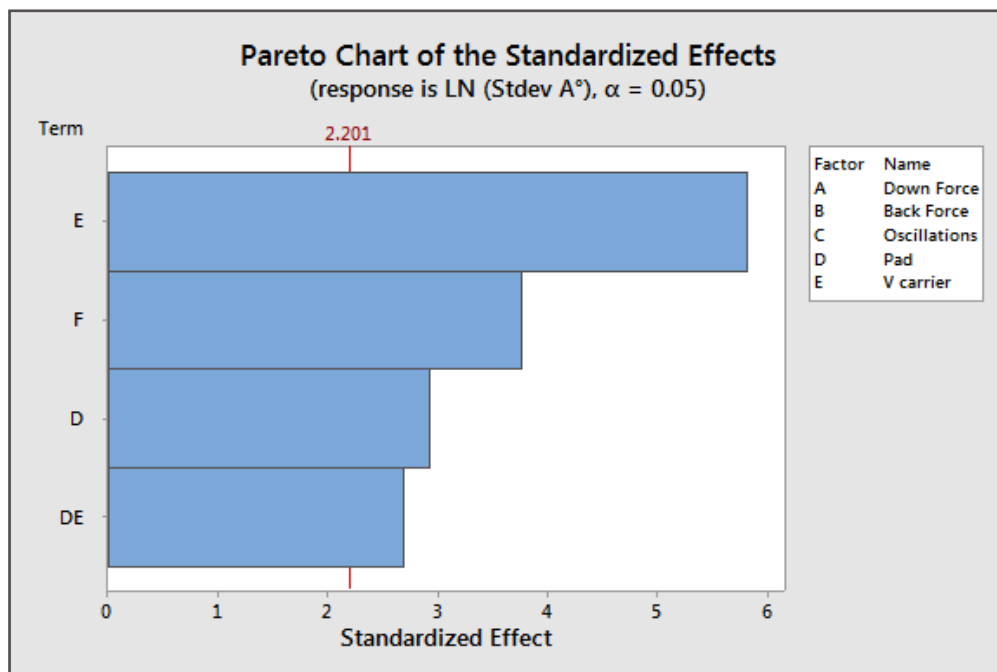


我們選擇了一個部分設計的 DOE，因此幾個二因子交互作用彼此混淆。然而，從製程的角度來看 Down Force*Carrier Velocity 和 Carrier Velocity*Table Velocity 這兩種交互作用更有意義；除此之外，這兩種交互作用與非常顯著的主效應有關。

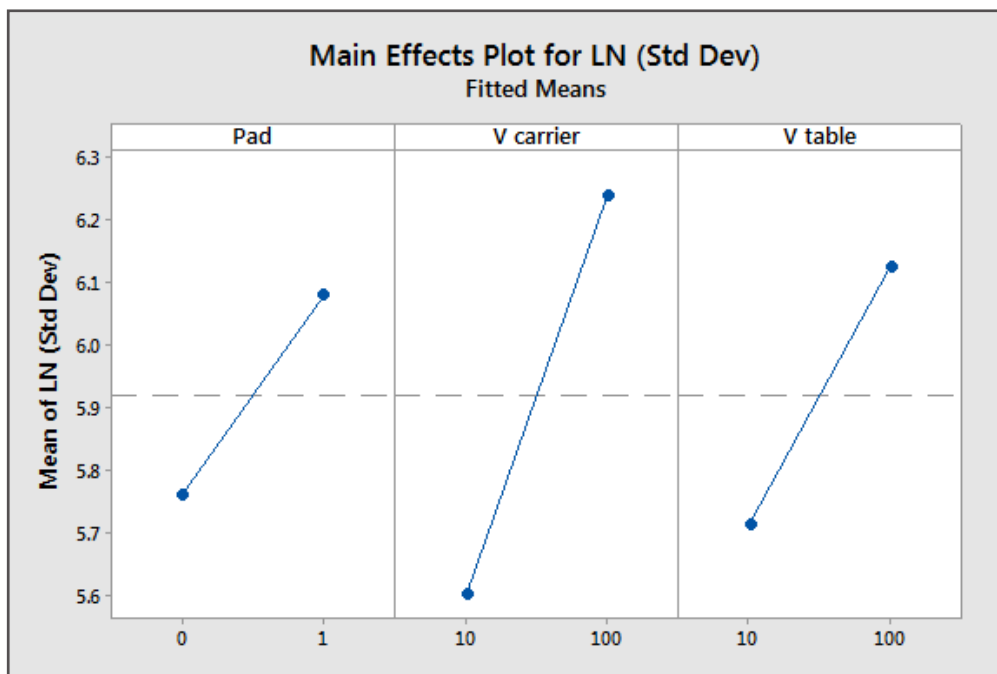


我們為標準差反應變數建立了第二個模型。標準差不一定服從常態分佈，因此需要作對數轉換 (log transformation) 才能將標準差資料轉換為常態。

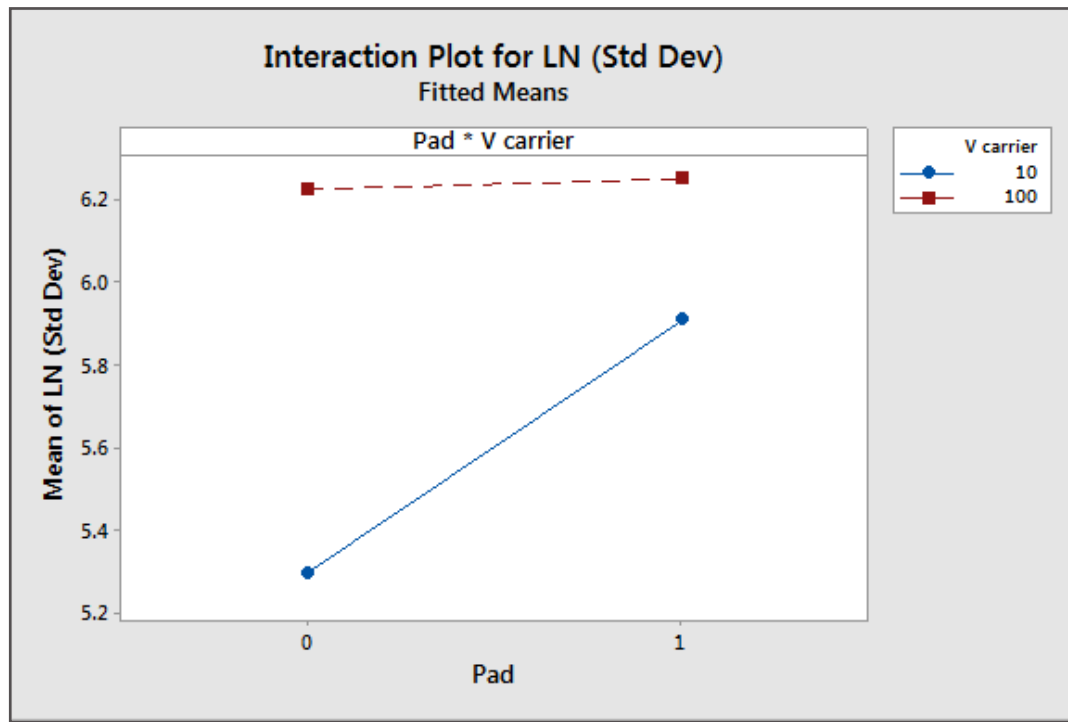
Carrier Velocity、Pad 和 Table Velocity 以及 Pad*Carrier Velocity 交互作用對標準差的對數反應變數有顯著影響，如下圖柏拉圖所示，這同樣是非常合乎邏輯的，並驗證了我們的製程知識。



主效應 (對於標準差之對數) (Log of Standard Deviation) 如下圖所示。

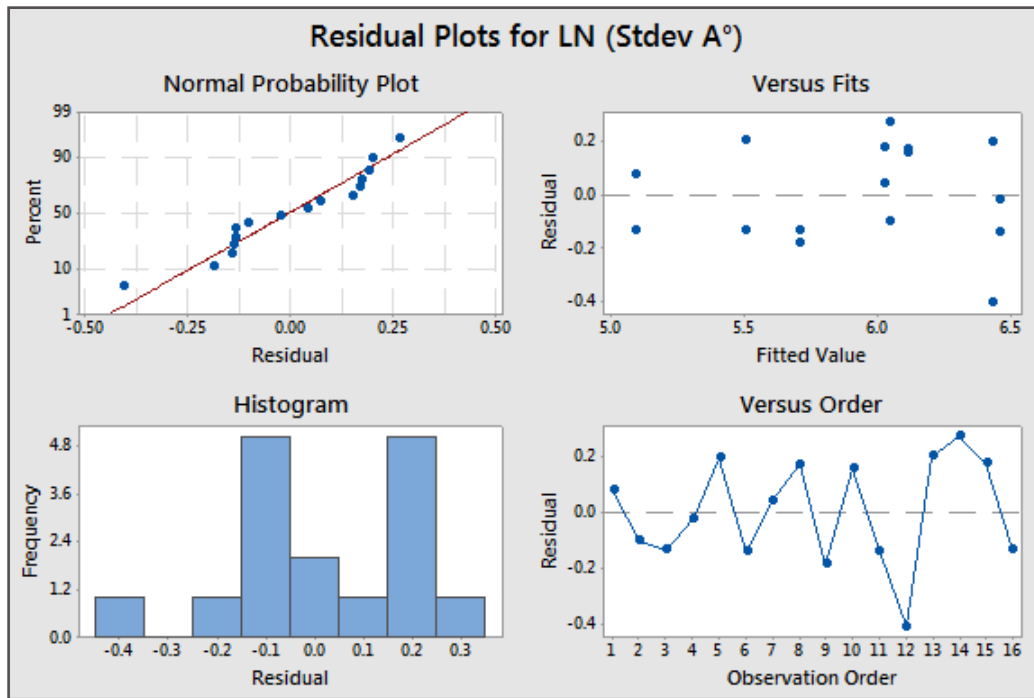


交互作用的效應 (對於標準差之對數) (Logarithm of Standard Deviation) 如下圖所示。



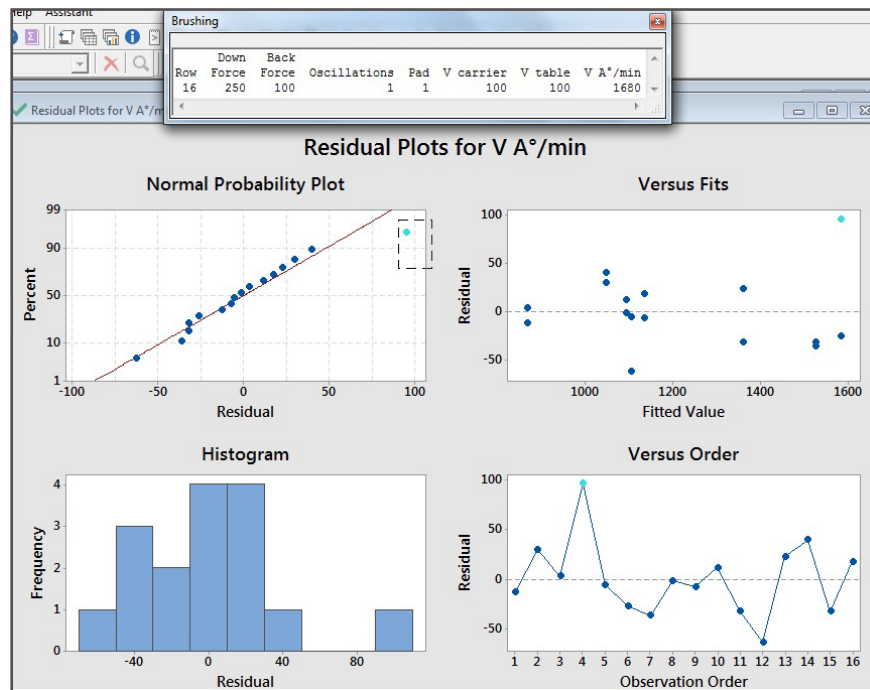
然後，我們將兩個模型的預測結果與測試中的實際觀察結果進行比較，以評估模型的有效性。我們感興趣的是辨別與我們的模型不一致的觀察結果。由於測試期間製程環境的變化而經常發生異常值，並且可能會影響統計分析。

下面的殘差圖表示實際實驗值與基於模型的預測值之間的差異。Minitab 提供了四種不同的方法來看殘差，以幫助評估這些殘差是否為常態和隨機分佈。



在這些圖中，殘差似乎是一般隨機 (由右圖顯示得知，根據其配適值和觀測順序顯示殘差) 且常態分佈 (由左邊機率圖顯示得知)。

但是就去除率 ($V A^\circ$) 反應變數的殘差而言，第 16 列觀測值 (下圖中所刷選的藍點所示) 看起來很可疑。它遠離其他殘差值。我們使用 Minitab 的刷選功能來獲取有關此點的詳細資訊 (請參閱下表中的值)。然後，我們消除了第 16 筆觀測值，並重新執行了 DOE 分析...但最終的去除率模型仍然與最初的模型非常相似。

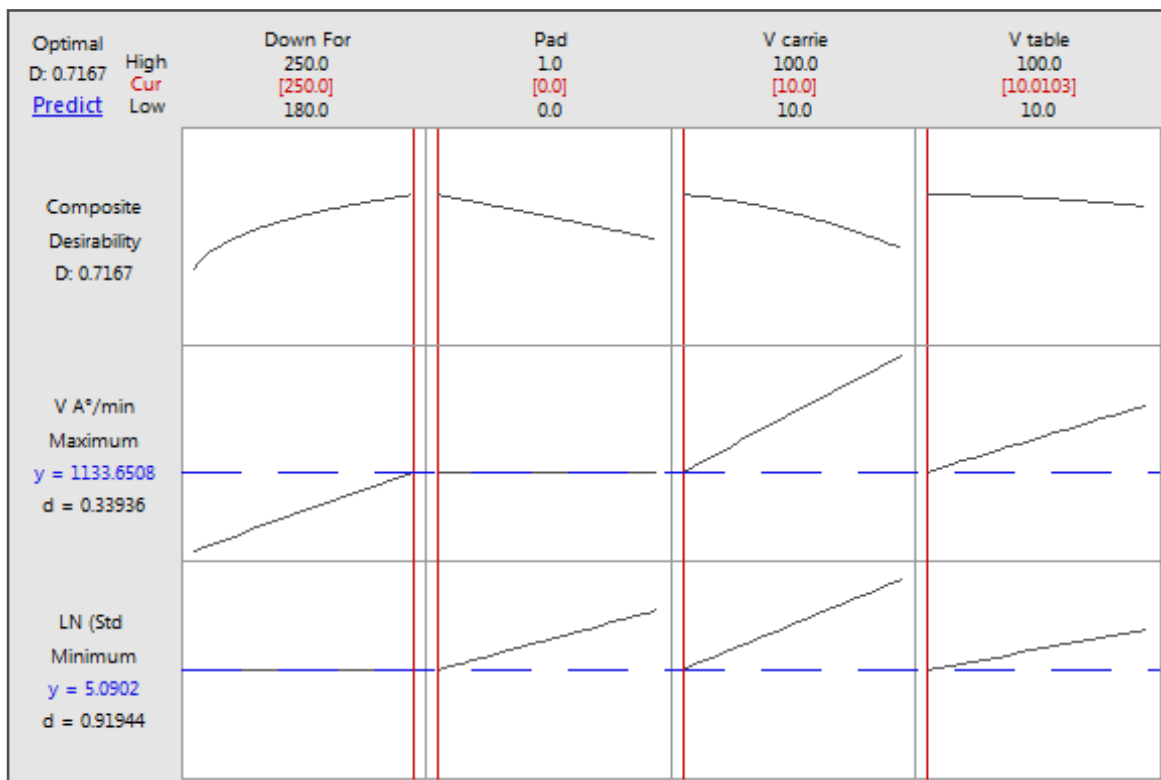


從兩個最終模型中，我們使用 Minitab 的製程最佳化工具來確定一個製程最佳化設定。標準差的模型當中包括三項 (V Carrier: E、Pad: D 和 V Table: F)，而去除率 (V A°) 模型中包括三項 (Down Force: A、V Carrier: E 和 V Table: F) 和一些交互作用。

在考慮相互衝突的目標同時找到最佳折衷方案並不總是那麼容易，特別是當不同的模型包含相同的參數時。降低標準差以提升良率比最小化週期時間更重要。因此，在 Minitab 最佳化工具中，我們對標準差反應變數的重要性分配了 3 分，而對去除率 V A° 反應變數只分配 1 分。

Optimize up to 25 responses:		
Response	Goal	
V A°/min	Maximize	▼
LN (Std Dev)	Minimize	▼

Response	Goal	Lower	Target	Upper	Weight	Importance
V A°/min	Maximize	853	1680	1680	1	1
LN (Std Dev)	Minimize	4.95	4.95	6.62	1	3



Minitab 最佳化工具結果表明，需要最大化 Down Force 以提高去除率 (減少週期時間)，而 Carrier 和 Table 速度以及 Pad 需要保持在低水準，以實現更平坦、均勻的表面 (小的標準差)。

在最佳化工具建議的設定下進行的驗證測試與從 DOE 分析得出的結論一致。

結論

這種 DOE 實驗設計被證明是一種非常有效的方法，可以用來辨別具有實際影響性的因素，使它們從周圍的製程雜訊中清晰地出現。因此，這種分析方法為我們提供了一種非常務實和準確的方式來調整並最佳化研磨製程。從 DOE 分析結論可以容易地擴展到作業流程。

立即開始

現在，您已經熟悉了「實驗設計 (DOE)」分析方法，可以開始將它們應用在您的製造環境了。請記住：最佳化製程的關鍵是擺脫猜測，透過使用正確的分析開始進行瞭解！

Minitab 介紹

Minitab 在過去 50 年來憑藉首屈一指、容易使用的全面資料分析和流程改進工具，幫助各公司和組織管控成本、提高產品和服務品質，並提升客戶滿意度。全球數以千計的企業和機構使用 Minitab，因為我們獨特的整合式解決方案分析方法，使您能夠做出更好的決策，從而推動商業卓越發展。

有興趣為您的 DOE 實驗設計專案獲取更多指引嗎？立即聯繫我們，從我們的統計專家、顧問和全球一流的技術支援團隊取得說明。

作者介紹



這篇文章由 Bruno Scibilia 於 2016 年撰寫並發表於 Minitab Blog。Bruno 在製造業中擁有多年品質改善的統計方法經驗，並且很高興有機會與他人分享所學到的有關品質改進知識。



聯絡我們

立即下載您的免費 Minitab 試用版

Data Analysis



Minitab®

Powerful statistical software
everyone can use

Data Transformation



Minitab Connect™

Data access, automation, and
governance for comprehensive insights

Predictive Modeling



SPM®

Machine learning and predictive
analytics software

Online Stat Training



Quality Trainer®

Master statistics and Minitab
anywhere with online training

Visual Business Tools



Minitab Workspace™

Visual tools to ensure process
and product excellence

Project Ideation & Execution



Minitab Engage™

Start, execute, measure and report on
improvement projects in real time

Minitab® and the Minitab® logo are registered trademarks of Minitab, LLC in the United States and other countries. See minitab.com/legal/trademarks for more information.

©2021, Minitab, LLC. All Rights Reserved