



UNIVERSITAT POLITÈCNICA
DE CATALUNYA

Buscando el procedimiento heurístico más adecuado para resolver un ejemplar concreto de un problema de optimización combinatoria, utilizando técnicas estadísticas

Rafael Pastor, Cecilio Mar-Moliero, Albert Corominas

EOLI: Enginyeria d'Organització i Logística Industrial

IOC-DT-P-2006-18

Juny 2006

Institut d'Organització i Control
de Sistemes Industrials



Buscando el procedimiento heurístico más adecuado para resolver un ejemplar concreto de un problema de optimización combinatoria, utilizando técnicas estadísticas^Y[¥]

Rafael Pastor^a, Cecilio Mar-Molinero^b, Albert Corominas^a

^a IOC Research Institute - Universidad Politécnica de Cataluña
Av. Diagonal 647 (edif. ETSEIB), p.11, 08028 Barcelona, Spain

^b Kent Business School - University of Kent
Kent Business School, Canterbury, Kent, CT2 7PE, United Kingdom

Resumen

Para resolver un ejemplar concreto de un problema de optimización combinatoria determinado se pueden utilizar algoritmos heurísticos. Cuando se dispone de varios, se debería determinar cuál de todos es el procedimiento heurístico que proporciona la mejor solución posible y aplicarlo. Una posibilidad consiste en ejecutar todos los procedimientos heurísticos diseñados y conservar la mejor solución obtenida, pero, aunque dichos algoritmos se caracterizan por ser “rápidos”, en alguna ocasión, y en condiciones industriales, el tiempo de cálculo disponible es limitado lo cual imposibilita dicha estrategia de resolución. Se proponen técnicas estadísticas que, dado un ejemplar concreto de un problema de optimización combinatoria determinado, intentan identificar cuál es el algoritmo heurístico más adecuado para su resolución: se trata de identificar los parámetros característicos de un problema y en qué forma se relacionan con la mejor solución heurística, para, de esta forma, asociar, a cada ejemplar, la heurística con la que solucionarlo. Las técnicas ensayadas son probadas con el problema *flow-shop* permutativo y el de equilibrado de líneas de montaje. Los resultados obtenidos muestran que dichas técnicas no proporcionan los resultados esperados y que es necesario seguir investigando.

1. Introducción

Como es sabido, algunos problemas de gestión, y la mayoría de los que se podrían catalogar como de organización industrial, son problemas de optimización combinatoria que están muy presentes en la realidad de nuestro entorno industrial.

Salvo en muy raras y contadas excepciones, esta clase de problemas son muy difíciles de resolver de forma óptima, o el tamaño de los ejemplares resolubles de forma óptima es muy pequeño y, así, alejados de la realidad.

De esta manera, y para obtener soluciones de cierta calidad en unos tiempos realistas en la organización donde se presentan, surgen los procedimientos heurísticos que se

^Y Trabajo resultante de la estancia del profesor Rafael Pastor en la Universidad de Kent, gracias a una ayuda del Programa de *Estancias de profesores de Universidad e investigadores del CSIC y de OPIS en centros de enseñanza superior y de investigación extranjeros y españoles, incluido el Programa “Salvador de Madariaga”* de referencia PR2005-0400, concedida por la Secretaría de Estado de Educación y Universidades del Ministerio de Educación, Cultura y Deportes de España.

[¥] Trabajo incluido en el proyecto DPI2004-03472, subvencionado por el Ministerio de Educación y Ciencia de España y co-financiado por FEDER.

caracterizan por ser procedimientos simples y que se supone proporcionan una buena solución, aunque puede que no óptima, a problemas difíciles de forma fácil y rápida. Además de los motivos ya introducidos, existen otros argumentos para diseñar y desarrollar procedimientos heurísticos: el de hecho de que no exista un método exacto o de que sí que exista pero con un uso computacionalmente muy caro (o los ejemplares resolubles son muy pequeños); que en la industria normalmente una buena aproximación es suficiente, o hay limitaciones de tiempo o de espacio; que son más flexibles que los métodos exactos (permiten, por ejemplo, incorporar condiciones de difícil modelización); y que en ocasiones se utilizan como parte de un método exacto (proporcionan una solución inicial de partida, que permite “podar” estados no objetivo, y/o participan en un paso intermedio del procedimiento exacto).

Para la mayoría de los problemas combinatorios relacionados con la gestión se han desarrollado varios procedimientos heurísticos (a veces varias decenas), unos mejores que otros; aunque también es cierto que en la mayoría de ocasiones no es posible especificar como mejor, para todos los ejemplares, a ninguno en concreto: en unos casos unos funcionan mejor que otros en unos ejemplares y en otros funcionan peor.

La limitación anterior presenta un grave inconveniente al que hay que enfrentarse cuando se debe resolver un ejemplar concreto de un problema y que consiste en determinar cuál de todos es el algoritmo heurístico que se debe utilizar para encontrar la mejor solución heurística posible. Una posibilidad consistiría en ejecutar todos los procedimientos heurísticos diseñados y conservar la mejor solución obtenida, pero aunque dichos algoritmos se suelen caracterizar por ser “rápidos”, en algunas ocasiones, y en condiciones industriales, el tiempo de cálculo disponible puede ser limitado lo que imposibilita dicha estrategia de búsqueda. De esta forma, y ante un ejemplar concreto de un problema determinado, se debe decidir qué procedimiento utilizar.

La resolución de dicha problemática se podría basar en seleccionar el algoritmo que, según estudios comparativos entre procedimientos (o con la solución óptima para ejemplares de dimensiones reducidas), funciona mejor en promedio; pero estos estudios también presentan una carencia: identifican la mejor heurística para un juego de ejemplares concretos, diseñado de una forma determinada. Lo ideal sería disponer de una técnica que indique qué algoritmo heurístico utilizar en función de los valores, para dicho ejemplar, de un conjunto de parámetros que caracterizan al problema.

El objetivo del trabajo consiste en estudiar técnicas que puedan resolver esta problemática: dado un ejemplar concreto de un problema combinatorio determinado (en primer lugar se tratará el problema *flow-shop* permutativo y posteriormente el de equilibrado de líneas de montaje), identificar cuál es el algoritmo heurístico más adecuado para su resolución, en función del valor, para dicho ejemplar, de unos parámetros característicos del problema. De esta forma, y para un problema determinado, se trata de identificar sus parámetros característicos (por ejemplo, en el problema *flow-shop* permutativo podrían ser el número de piezas y/o de máquinas, la máquina de mayor/menor tiempo de proceso o la máquina de mayor/menor discrepancia respecto al tiempo medio de máquinas, el tiempo total de las piezas, la suma de discrepancias de los tiempos de las piezas respecto al tiempo medio de pieza o la suma de discrepancias de los tiempos de las máquinas respecto al tiempo medio de máquina) y en qué forma se relacionan con la mejor solución heurística, y asociar, a cada ejemplar, la heurística con la que solucionarlo.

Como es lógico, el diseño, generación e identificación de parámetros potencialmente significativos para un tipo de problema requiere un conocimiento profundo sobre el mismo y sobre el funcionamiento de las heurísticas que lo resuelven.

Para la identificación de los parámetros realmente significativos y su relación con la mejor solución heurística obtenida, se propone utilizar técnicas de análisis estadístico y de análisis envolvente de datos (*Data Envelopment Analysis*, DEA, ver, por ejemplo, Serrano and Mar-Molinero, 2004) con un estudio posterior con técnicas de análisis multivariante y multidimensional.

2. Técnicas de identificación

Para identificar los parámetros característicos de un problema y obtener en qué forma se relacionan con la mejor solución heurística posible, para un ejemplar concreto, se propone trabajar con técnicas estadísticas de análisis de datos. Los problemas utilizados para investigar la validez y eficacia de las técnicas de identificación propuestas son el problema de *flow-shop* permutativo y el de equilibrado de líneas de montaje.

2.1. Problema de *flow-shop* permutativo

El primer problema combinatorio estudiado ha sido el problema de *flow-shop* permutativo. Para dicho problema se han programado cuatro heurísticas de la literatura, Palmer (Palmer, 1965), Gupta (Gupta, 1971), Companys (Companys, 1966) y Teixidó (Companys, 1968), y una solución obtenida de forma aleatoria; dichas heurísticas son denominadas P, G, C, T y A, respectivamente. A las soluciones obtenidas por las heurísticas anteriores se les ha aplicado una fase final de optimización local, consistente en un proceso de 2-intercambio entre piezas consecutivas; dichos procedimientos finales son denominados PR, GR, CR, TR y AR, respectivamente.

Para realizar las pruebas computacionales se han generado de forma aleatoria dos conjuntos de 2.500 ejemplares, con las siguientes características: entre 6 y 50 piezas, entre 3 y 15 máquinas y tiempos enteros distribuidos uniformemente entre 1 y 30. Dichos ejemplares han sido resueltos con todos los procedimientos propuestos excepto por el procedimiento A, ya que la aleatoriedad implicada lo convierte en un procedimiento de muy baja calidad. El primer conjunto de ejemplares se ha utilizado como conjunto de entrenamiento (para obtener los parámetros significativos de las técnicas utilizadas) y el segundo como conjunto de validación y para la comparación de resultados.

Para el *flow-shop* permutativo se han propuesto 21 parámetros característicos, aunque únicamente los siguientes 14 presentan cierta influencia en el proceso de decisión:

- 1) número de piezas;
- 2) número de máquinas;
- 3) máquina de mayor tiempo total de proceso;
- 4) máquina de menor tiempo total de proceso;
- 5) máquina de mayor discrepancia respecto al tiempo medio de máquinas;
- 6) máquina de menor discrepancia respecto al tiempo medio de máquinas;

- 7) máquina de mayor discrepancia respecto al tiempo medio de operación;
- 8) máquina de menor discrepancia respecto al tiempo medio de operación;
- 9) tiempo total de proceso de las piezas;
- 10) suma de discrepancias de los tiempos de las piezas respecto al tiempo medio de pieza;
- 11) suma de discrepancias de los tiempos de las máquinas respecto al tiempo medio de máquina;
- 12) suma de discrepancias de los tiempos de las piezas en las máquinas respecto al tiempo medio de operación;
- 13) valor de la cota según “cota por piezas”;
- 14) y valor de la cota según “cota por máquinas”.

Como se ha comentado, la estrategia habitual consiste en aplicar la heurística que, en comparación con las otras heurísticas posibles, presenta un mejor valor promedio. En este problema, y en los 2500 ejemplares de entrenamiento, se trata de la heurística T, cuando no es aplicada la fase final de optimización local, y la TR cuando sí. De esta forma, los resultados de las técnicas de identificación en los 2.500 ejemplares de validación son comparados con los resultados de las heurísticas T y TR en dichos ejemplares:

- T proporciona en 1.124 ejemplares la mejor solución, con un valor total (suma del valor de las 2.500 soluciones) de 1.265.655.
- TR proporciona en 1.362 ejemplares la mejor solución, con un valor total de 1.219.734.

El primer procedimiento ensayado ha consistido en aplicar análisis envolvente de datos (*Data Envelopment Analysis*, DEA), tomando como unidades de producción los 2.500 ejemplares, como entradas los parámetros característicos de los ejemplares, y como salidas los valores de las soluciones obtenidas con las diferentes heurísticas. Mediante DEA y un estudio posterior con técnicas de análisis multivariante y multidimensional, se pretendía identificar los parámetros significativos y clasificar los casos en función del valor de dichos parámetros; es decir, identificar las combinaciones paramétricas que producían los mejores resultados. Se ha programado un programa lineal que, resuelto para cada uno de los 2.500 ejemplares, ha proporcionado la eficiencia y los pesos λ para cada uno de ellos. El análisis de dichas eficiencias y pesos indica la no utilidad de la técnica de identificación, ya que casi todas las eficiencias son iguales a 1 y la mayoría de λ son nulas y, de esta forma, no es posible relacionarlas con las características del ejemplar.

La segunda técnica de identificación ensayada ha consistido en realizar una regresión logística binaria múltiple (RLBM) para cada una de las heurísticas, tomando los parámetros característicos del ejemplar como variables independientes y, como variable de respuesta, si la heurística que está siendo analizada es la que proporciona el mejor valor entre todas las heurísticas (1) o no (0). De esta forma se dispone de una variable de respuesta dicotómica que expresa la ocurrencia o no del suceso “ser, o no, la mejor heurística para dicho ejemplar”. La RLBM proporciona, como resultado, los coeficientes que ponderan el valor de los parámetros característicos de los ejemplares y que permiten calcular la probabilidad de que dicha técnica sea la que proporciona la mejor solución; entonces, para un ejemplar concreto, se trata de calcular dicha probabilidad para todas las heurísticas y aplicar la de mayor probabilidad. Los

resultados de trabajar con RLBM han sido los siguientes: sin optimización local RLBM proporciona en 1.121 ejemplares la mejor solución, con un valor total de 1.265.968; y con optimización local RLBM proporciona en 1.355 ejemplares la mejor solución, con un valor total de 1.219.769.

Como una extensión de la RLBM, se ha ensayado la regresión logística con respuesta nominal politómica (RLRNP). Esta técnica permite trabajar con variables de respuesta politómica, es decir que poseen más de dos respuestas. La idea de utilizar esta técnica es que la variable de respuesta indique cuál es la heurística que proporciona el mejor resultado: entre 1 y 4 respectivamente para P, G, C y T, si no es aplicada la optimización local, y entre 1 y 5 respectivamente para PR, GR, CR, TR y AR, si se aplica dicha fase final. En este caso, nuevamente las variables independientes son los parámetros característicos de los ejemplares. RLRNP proporciona los coeficientes que ponderan el valor de los parámetros característicos de los ejemplares y que permiten calcular la probabilidad de que cada técnica sea la que proporciona la mejor solución; entonces, para un ejemplar concreto, nuevamente se trata de calcular dicha probabilidad para todas las heurísticas y aplicar la de mayor probabilidad. Los resultados de trabajar con RLRNP han sido los siguientes: sin optimización local RLRNP proporciona en 1.117 ejemplares la mejor solución con un valor total de 1.266.399; y con optimización local RLRNP proporciona en 1.263 ejemplares la mejor solución con un valor total de 1.223.449.

La tercera técnica ensayada han sido los árboles de clasificación, también llamados de decisión o de identificación, como herramienta para representar y clasificar el conocimiento. Un árbol de clasificación puede entenderse como la estructura resultante de la partición recursiva del espacio de representación a partir del conjunto de ejemplares de entrenamiento, lo que permite disponer de una organización jerárquica del espacio de representación que se modela mediante una estructura de tipo árbol. Cada nodo interior contiene una pregunta sobre un atributo concreto y cada nodo hoja (que tiene asociados un conjunto de ejemplares) se refiere a una decisión; la etiqueta asignada a la hoja (en nuestro caso la heurística que mejor soluciona los ejemplares) es la que se asigna al patrón a clasificar. Es decir, se intenta agrupar a los ejemplares en el espacio de representación en función de la heurística que mejor los soluciona. Para visualizar la posible validez del procedimiento de árboles de clasificación se representaron, mediante el método de conglomerados jerárquicos sobre los parámetros característicos del problema, los 2,500 ejemplares del conjunto de entrenamiento en función de la heurística que mejor los solucionaba, comprobándose que no es posible agruparlos en subconjuntos de dimensiones significativas. Para intentar reducir el número de características (es decir, las dimensiones del espacio de representación) y trabajar únicamente con las características principales realmente significativas, se utilizó la técnica de componentes principales; con ella se intentaba visualizar zonas del espacio donde se concentraban los ejemplares que tienen a la misma heurística como mejor procedimiento de resolución; nuevamente se comprobó que no es posible agruparlos en subconjuntos de dimensiones significativas.

La última técnica ensayada ha consistido en realizar una regresión lineal (RL) para cada una de las heurísticas, tomando los parámetros característicos del ejemplar como variables independientes, y como variable dependiente el valor de la heurística que está siendo analizada. La RL proporciona como resultado una previsión del valor de la solución que proporcionará dicha heurística en función de los parámetros característicos

de los ejemplares; entonces, para un ejemplar concreto, se trata de calcular dicho valor previsto para todas las heurísticas y aplicar la de menor valor previsto. Los resultados de trabajar con RL han sido los siguientes: sin optimización local RL proporciona en 1.078 ejemplares la mejor solución, con un valor total de 1.265.940; y con optimización local RL proporciona en 1.333 ejemplares la mejor solución, con un valor total de 1.220.711.

Como resumen de las técnicas de identificación ensayadas que se han podido utilizar, a continuación se exponen los resultados obtenidos para el problema de *flow-shop* permutativo (Tabla 1):

		Estrategia original	RLBM	RLRNP	RL
P,G,C,T	Mejor sol.	1.124	1.121	1.117	1.078
P,G,C,T	Valor total	1.265.655	1.265.968	1.266.399	1.265.940
PR,GR,CR,TR,AR	Mejor sol.	1.362	1.355	1.263	1.333
PR,GR,CR,TR,AR	Valor total	1.219.734	1.219.769	1.223.449	1.220.711

Tabla 1. Resultados de las técnicas ensayadas para el problema de *flow-shop* permutativo

Analizando la Tabla 1 de resultados se puede comprobar que las técnicas ensayadas no mejoran los resultados que se pueden obtener con la estrategia original de aplicar la heurística que, en comparación con las otras heurísticas posibles, presenta un mejor valor promedio.

2.2. Problema de equilibrado de líneas de montaje SALBP-1

El segundo problema combinatorio estudiado ha sido el de equilibrado de líneas de montaje, y concretamente el SALBP-1 que consiste en minimizar el número de estaciones de trabajo conocido el tiempo de ciclo. Para este problema se han programado seis heurísticas greedy de la literatura, expuestas en Talbot et al. (1986): procedimiento de Helgeson and Birnie, MAXRPW (Helgeson and Birnie, 1961); número máximo de tareas siguientes, MAXTFOL (Talbot and Patterson, 1984); tarea de mayor tiempo de proceso, MAXDUR (Moodie and Young, 1965); número máximo de tareas siguientes inmediatas, MAXIFOL (Tonge, 1961); indicador de Helgeson and Birnie dividido entre el número de tareas siguientes más uno, MAXAVGRPW (Talbot and Patterson, 1984); e indicador del número de tareas siguientes dividido entre el rango de estaciones posibles de la tarea, MAX[TFOL/SLK] (Talbot and Patterson, 1984).

Para realizar las pruebas computacionales se han generado de forma aleatoria dos conjuntos de 2.000 ejemplares (conjunto de entrenamiento y de validación, respectivamente) con las siguientes características: entre 50 y 150 tareas, order strength del grafo de precedencias comprendido entre 0,5 y 0,9, tiempos de proceso de las tareas enteros distribuidos uniformemente entre 5 y 50, y tiempo ciclo entre 1 y 3 veces el valor de la tarea de mayor tiempo de proceso.

Los parámetros identificados, que presentan influencia en el proceso de decisión, son los siguientes:

- 1) número de tareas;
- 2) order strength del grafo de precedencias;
- 3) número medio de precedencias inmediatas;

- 4) número medio de tareas siguientes en cualquier grado;
- 5) tiempo de ciclo (TC);
- 6) tiempo de la tarea más larga;
- 7) tiempo de la tarea más corta;
- 8) tiempo medio de las tareas;
- 9) tiempo de la tarea más larga dividido por TC;
- 10) tiempo de la tarea más corta dividido por TC;
- 11) tiempo medio de las tareas dividido por TC;
- 12) dispersión cuadrática media respecto al tiempo medio;
- 13) número medio de estaciones posibles respecto al número de tareas;
- 14) y relación entre TC y el tiempo de la tarea más larga.

Para el problema SALBP-1 se ha obtenido que la estrategia original de aplicar la heurística que presenta un mejor valor promedio se corresponde con aplicar la heurística MAXDUR, que proporciona la mejor solución en 1.917 ejemplares, con un valor total igual a 71.063.

Analizados los resultados obtenidos con las técnicas de identificación probadas para el problema *flow-shop* permutativo, en el problema de equilibrado de líneas SALBP-1 únicamente se han ensayado las técnicas de regresión logística binaria múltiple (RLBM), regresión logística con respuesta nominal politómica (RLRNP) y regresión lineal (RL), en la forma ya expuesta en el apartado anterior. A continuación se exponen los resultados obtenidos (Tabla 2):

	Estrategia original	RLBM	RLRNP	RL
Mejor sol.	1.917	1.913	1.904	1.885
Valor total	71.063	71.067	71.086	71.095

Tabla 2. Resultados para el problema de equilibrado de líneas SALBP-1

Como se puede comprobar en la Tabla 2, los resultados obtenidos con las técnicas de identificación no muestran ninguna mejora y, nuevamente, es más eficiente la estrategia clásica de utilizar siempre la heurística que, en promedio, proporciona la mejor solución. Analizando los ejemplares utilizados y las técnicas de identificación ensayadas, se plantea la posibilidad de que los resultados estén condicionados por la gran diferencia de calidad que existe entre la heurística que proporciona los mejores resultados y las demás; por ello se decide realizar el mismo experimento prescindiendo de la heurística MAXDUR. En esta nueva situación la heurística que proporciona los mejores resultados (estrategia original) es la heurística MAXRPW y los resultados con las técnicas de identificación ensayadas se exponen en la Tabla 3:

	Estrategia original	RLBM	RLRNP	RL
Mejor sol.	1.560	1.566	1.561	1.563
Valor total	72.625	72.625	72.624	72.623

Tabla 3. Resultados para SALBP-1 prescindiendo de la heurística MAXDUR

Analizando la tabla 3 se observa que los resultados obtenidos con las técnicas de identificación ensayadas mejoran levemente los obtenidos con la estrategia original, tanto en el número de mejores soluciones obtenidas como en cuanto a la suma del valor de las 2.500 soluciones de los ejemplares resueltos. De todas formas cabe comentar que

la mejora obtenida es muy leve y, posiblemente, insuficiente para justificar el trabajo previo de entrenamiento que implican las técnicas de identificación ensayadas.

3. Conclusiones e investigaciones futuras

Se proponen técnicas de identificación, las cuales, dado un ejemplar concreto de un problema combinatorio determinado, intentan identificar cuál es el algoritmo heurístico más adecuado para su resolución, en función del valor, para dicho ejemplar, de unos parámetros característicos del problema. Dichas técnicas son ensayadas en dos conocidos problemas de optimización combinatoria, el problema *flow-shop* permutativo y el de equilibrado de líneas de montaje tipo SALBP-1. Los resultados obtenidos muestran que las técnicas ensayadas no son muy adecuadas (excepto que las heurísticas ensayadas sean de calidad muy semejante) y que es necesario seguir investigando.

La continuidad del trabajo para investigaciones futuras se enmarcaría en una doble dirección. Por un lado se trataría de profundizar en el estudio de interacciones entre los parámetros característicos de los ejemplares o en la no linealidad de éstos, para las técnicas descritas. Por otro lado se podría pensar en las redes neuronales como una nueva técnica de identificación a ensayar: se trataría de aplicar una red neuronal para determinar a priori qué heurística se tiene que utilizar dado un ejemplar concreto, ya que parece que una red neuronal puede dar un ajuste mejor (porque en definitiva es una forma de materializar una familia de funciones no lineales) a costa de perder “capacidad de interpretación”.

4. Referencias

- [1] Companys, R. (1966) Métodos heurísticos en la resolución del problema del taller mecánico. *Estudios empresariales* 5, 3-14.
- [2] Companys, R. (1968) Introducción a los métodos de exploración dirigida. *Cuadernos de Estadística Aplicada e Investigación Operativa* V(3), 27-50.
- [3] Gupta, J.N.D. (1971) A functional heuristic algorithm for the flow-shop scheduling problem. *Operational Research Quarterly* 22(1), 39-47.
- [4] Helgeson, W.B. and Birnie, D.P. (1961) Assembly line balancing using the ranked positional weight technique. *Journal of Industrial Engineering* 12, 394-398.
- [5] Moodie, C.L. and Young, H.H. (1965) A heuristic method of assembly line balancing for assumptions of constant or variable work element times. *Journal of Industrial Engineering* 16, 23-29.
- [6] Palmer, D.S. (1965) Sequencing jobs through a multi-stage process in the minimum total time - a quick method of obtaining a near optimum. *Operational Research Quarterly* 16 (1), 101-107.
- [7] Serrano, C., Mar-Molinero, C. (2004) Selecting DEA specifications and ranking units via DEA. *Journal of the Operational Research Society* 55, 521-528.
- [8] Talbot, F.B. and Patterson, J.H. (1984) An integer programming algorithm with network cuts for solving the assembly line balancing problem. *Management Science* 30, 85-99.
- [9] Talbot, F.B., Patterson, J.H. and Gehrleiv, W.V. (1986) A comparative evaluation of heuristic line balancing techniques. *Management Science* 32, 431-453.

- [10] Tonge, F.M. (1961) *A heuristic program for assembly line balancing*. Prentice-Hall, Englewood Cliffs, NJ.