

Medición del potencial innovador de los recursos

Juan Pablo Camani

Universidad Nacional de Río Negro

Escuela de Economía, Administración, y Turismo Dirección Estratégica y Gestión Empresarial

Río Negro, Argentina

jpcamani@unrn.edu.ar

Este trabajo integra una línea de investigación sobre los recursos en la innovación y su impacto sobre el grado de novedad (GDN) de los productos. La línea introduce a los recursos no basados en conocimiento (RNBCs) como concepto clave a considerar en las re combinaciones. Amplía la visión de la literatura de que el nuevo conocimiento se crea solo re combinando recursos basados en conocimiento (RBCs) (Savino et al., 2017). La literatura plantea un cambio novedoso solo a nivel de las relaciones entre los RBCs (Fleming y Giudicati, 2018). Sin embargo, en las re combinaciones pueden interactuar diversos tipos tanto de RBCs como de RNBCs. Estos se influyen mutuamente y, además cambian los recursos en sí mismos (Camani, 2022; Foss y Klein, 2012; Nonaka, 1994). El resultado es conocimiento nuevo con un GDN que varía desde bajo (incremental) hasta alto (radical) (Camani, 2021). El GDN es la discontinuidad comercial y tecnológica que un producto nuevo introduce en una firma y en una industria (Garcia y Calantone, 2002). Un problema histórico con el GDN, según Youn et al., (2015), es el predominio de un GDN bajo o medio en empresas de economías desarrolladas. Esto se reproduce en *pymes* en economías emergentes (De Carvalho et al., 2017). Parte del problema se relaciona con la visión homogénea y limitada de los recursos. Es clave la falta de conexión en la literatura entre los tipos de recursos re combinados y el GDN específico que podrían producir. Esta desconexión también tiene consecuencias prácticas. Una *pyme* que quiere innovar, a sus recursos escasos le agrega la incertidumbre sobre el potencial de estos para generar un tipo de GDN particular. Nuestra línea ha contribuido una respuesta al problema al identificar características de los recursos vinculadas con un GDN específico. Aunque, todavía faltan responder dos preguntas que guían el trabajo: 1) ¿Cómo evaluar *ex ante* el potencial innovador de los recursos según sus características? y 2) ¿Qué valores pueden teóricamente tomar los diferentes potenciales innovadores? El objetivo del trabajo es investigar de manera teórica y exploratoria, la posibilidad de esta medición y proponer una forma sencilla de hacerlo. No se busca una medición definitiva desde lo estadístico. Más bien, se busca indagar sobre un método y definir mediciones preliminares (posiblemente transitorias) como un punto de partida interesante y útil sobre el tema.

Marco teorico de referencia

El marco teórico se basó en la literatura en innovación re combinante. Los RBCs, cómo recurso único re combinado, pueden ser, entre otros, habilidades técnicas (Díaz-Díaz et al., 2012), capacidades (ej., I+D, tecnológicas) (Gkypali et al., 2017), colaboración con universidades (D'Este et al., 2016), y capital intelectual (Molodchik y Jardon, 2017). La relación de estos RBCs con el GDN es directa y con niveles óptimos. Hay niveles específicos de los RBC vinculados con un mayor GDN. Por ejemplo, un nivel intermedio de habilidades técnicas (Freel, 2005), un nivel limitado de I+D externo (Gómez et al., 2020), un uso limitado de fuentes científico-tecnológicas

(Appio et al., 2017). Aunque, es difícil precisar relaciones específicas porque la literatura no define concretamente los distintos tipos de GDN (García y Calantone, 2002). Sobre el impacto en el GDN, la tendencia es enfocarlo en el impacto tecnológico de una innovación (Gkypali et al., 2017). Sin embargo, salvo excepciones (Rodríguez et al., 2017), también se omite al mercado como dimensión clave para definir un GDN.

La literatura se centra en los recursos existentes por eso, el GDN surge de las relaciones entre RBCs (Savino et al., 2017). Sin embargo, una característica que se omite es que los recursos pueden variar según los servicios que proveen cuando se usan, por ejemplo al recombinarse (Penrose, 1959). Las re combinaciones integran y relacionan novedosamente esos servicios. Un mismo recurso (RBC o RNBC) tiene características intrínsecas (que posee por existir): *grado de heterogeneidad* (provisión de servicios más o menos diversos), *grado de especificidad* (mayor o menor facilidad de integración de los servicios con los de otros recursos), y *grado de disponibilidad* (mayor o menor accesibilidad a cantidad y calidad de servicios) (Camani, 2021). Estos servicios varían según sea el nivel de las características en un continuo que va de bajo a alto.

Por si sola, cada característica es necesaria pero no suficiente para generar diferentes tipos de re combinaciones. Una tipología explicativa de las características intrínsecas muestra que las tres características intrínsecas forman, al menos, 27 configuraciones diferentes (Camani, 2023). Cada configuración facilita re combinaciones con niveles específicos de variedad (tipos de servicios re combinados) y frecuencia (número de re combinaciones posibles y que tiene sentido realizar). Estos niveles específicos de variedad y frecuencia (que varían de bajos a altos) llevan a crear conocimiento con un nivel de novedad variable (Popadiuk y Choo, 2006).

La tipología descripta muestra dos configuraciones extremas y opuestas: 1) *baja heterogeneidad, alta especificidad (o baja capacidad de integración), y baja disponibilidad* que generarían *baja variedad y frecuencia* al re combinar (y así un nivel *bajo* de novedad); y 2) *alta heterogeneidad, baja especificidad (o alta capacidad de integración), y alta disponibilidad* que generarían *alta variedad y frecuencia* al re combinar (y así un nivel *alto* de novedad) (Camani, 2023). El resto de las configuraciones se asocian con variedad y frecuencia de un nivel *medio* en el continuo (y así un nivel *medio* de novedad).

Metodología

Se usó a la tipología previamente desarrollada como base para la medición. Esta tipología se construyó según la metodología sugerida por Doty y Glick (1994) para desarrollar teoría en base a tipologías. Las configuraciones y sus efectos sobre el GDN se basaron en una revisión de estudios empíricos (Camani, 2022, 2023).

Las configuraciones extremas forman dos tipos ideales de características intrínsecas (Weber, 1949): puntos teóricos de referencia, no siempre existentes prácticamente. Permiten comparar su similitud con un caso empírico. Los tipos ideales en la tipología son los extremos de un continuo de configuraciones. Entre ambos se ubican las otras 25 configuraciones. Similarmente, las variables independientes (las características intrínsecas de las configuraciones) y la variable dependiente (el GDN) también son variables continuas. Asumimos, que las diferencias relativas entre los valores que componen el continuo son iguales en cualquier punto (Harwell y Gatti, 2001).

Desde un punto de vista categórico puede distinguirse, por ejemplo, entre baja, media, y alta heterogeneidad. Sin embargo, hay valores intermedios que corresponden a grados crecientes o decreciente de heterogeneidad (y de especificidad, y accesibilidad). Distinguir solamente entre niveles, medios, y bajos de estas características intrínsecas llevaría a omitir valores intermedios altamente probables. Por simplicidad, asumimos que los valores de cada variable pueden extenderse en un continuo con valores que van de 1 (un nivel bajo) a 10 (un nivel alto) de cada característica.

Una configuración (ya sea extrema o no extrema) es la síntesis de tres valores que corresponden cada uno, a un continuo diferente (de heterogeneidad, de especificidad, y de accesibilidad). Los tres valores que determinan el tipo ideal correspondiente a cada configuración, forman un vector $\mathbf{x} = [x_1 \ x_2 \ x_3]$. Cada caso empírico (a contrastar con cada tipo ideal) también forma un vector $\mathbf{y} = [y_1 \ y_2 \ y_3]$.

Cada vector (\mathbf{x} ó \mathbf{y}) tiene un número J ($J = 3$) de dimensiones j . Las dimensiones j son: heterogeneidad, especificidad, y disponibilidad. Cada dimensión en un mismo tipo ideal tiene el mismo nivel de influencia. El valor de cada dimensión j se representa en un gráfico de coordenadas xyz (Greenacre y Primicerio, 2013).

El modelo de medición se adaptó de uno propuesto por Doty y Glick (1994). Al considerarse las variables como continuas, se puede medir la distancia euclidiana ($d_{x,y}$) entre tipos ideales y casos empíricos (ver Figura 1).

Figura 1: Modelo de medición de $d_{x,y}$

$$d_{x,y} = \sqrt{\sum_{j=1}^J (x_j - y_j)^2}$$

$d_{x,y}$ es la distancia euclidiana entre el vector \mathbf{x} (correspondiente al tipo ideal) y el vector \mathbf{y} (correspondiente al caso empírico)
 J es el número de dimensiones de cada vector
 j es cada dimensión de cada vector
 x_j es la dimensión j del vector \mathbf{x} (correspondiente al tipo ideal)
 y_j es la dimensión j del vector \mathbf{y} (correspondiente al caso empírico)

Fuente: Elaboración propia en base a Doty y Glick (1994)

Se usaron las 25 configuraciones como *proxies* de casos empíricos. Esto es válido para la exploración por ser variadas situaciones empíricas posibles en una empresa. Según el modelo si un caso empírico es similar a un tipo ideal tendrá una baja $d_{x,y}$ respecto al mismo. Así, probablemente reproduzca el efecto teórico del tipo ideal sobre el GDN, Lo opuesto aplica con la baja similitud (mayor $d_{x,y}$) (Doty y Glick, 1994).

Para determinar los valores a comparar se tomó del continuo de cada característica intrínseca un valor bajo (1), un valor medio (5,5), y un valor alto (10). Como las variables son continuas y con intervalos iguales entre los distintos puntos del continuo, asumimos que 5,5 es equidistante entre 1 y 10, para cada característica.

En el vector x del tipo ideal asociado con baja frecuencia y variedad, para las tres dimensiones $j = 1$. En el vector x del tipo ideal asociado con alta frecuencia y variedad, para las tres dimensiones $j = 10$. En los vectores y de los 25 casos, las 3 dimensiones tuvieron valores dispares. Para estos vectores también sería posible usar otros valores de cada continuo. Así, es posible que haya más de 25 configuraciones intermedias. Por simplicidad y espacio solo tomamos combinaciones de los tres valores mencionados.

Calcular la distancia euclidiana $d_{x,y}$ produce un resultado válido solo cuando los datos tienen la misma escala (como los de las 3 dimensiones j). Si se quiere asignar un peso específico a las dimensiones j o estandarizar unidades, la fórmula puede adaptarse (Greenacre y Primicerio, 2013). La cuantificación de las dimensiones dependerá del método usado al recolectar y analizar los datos. Si se considera que las variables son ordinales sería conveniente utilizar otro tipo de análisis para medir la similitud (ej., coeficiente de correlación de Spearman). Inclusive, en este caso, pueden reescalarsen en términos de intervalo usando *Item Response Theory* (Harwell y Gatti, 2001). O sea, que el tema de escalas puede resolverse. Lo clave es no perder de vista que lo que se busca es verificar si la medición es posible, que es lo que las preguntas y el objetivo del trabajo plantean (Lord, 1953).

Resultados y conclusiones

La Tabla 1 muestra las $d_{x,y}$ entre los 2 tipos ideales extremos y los 25 vectores y . Al haber más configuraciones posibles en el continuo, hay zonas del continuo de sin medir. Las $d_{x,y}$ definen rangos del potencial innovador de los recursos. Para los recursos relacionados: 1) con novedad baja: la $d_{x,y}$ al tipo ideal bajo está entre $0-4,50$, y la $d_{x,y}$ al tipo ideal alto está entre $13,50-15,59$. Las $d_{x,y}$ al tipo ideal bajo son siempre menores que las $d_{x,y}$ al tipo ideal alto; 2) con novedad media: las $d_{x,y}$ son equidistantes de ambos tipos ideales: $10,06$. Los recursos asociados con novedad media tienen matices por una posible influencia de los extremos. En los recursos asociados con novedad media-baja, la $d_{x,y}$ al tipo ideal bajo está entre $6,36-9$ y la $d_{x,y}$ al tipo ideal alto entre $11,02-12,73$. Y para los asociados con novedad media-alta, la $d_{x,y}$ al tipo ideal bajo está entre $11,02-12,73$ y la $d_{x,y}$ al tipo ideal alto entre $6,36-9$. Las $d_{x,y}$ de los niveles medio-alto y medio bajo no son equidistantes de los tipos ideales. Hay una excepción: el caso 8 que todavía estamos analizando teóricamente. Por su $d_{x,y}$, se asocia con novedad media-baja, pero los valores de sus j sugieren que es medio; 3) con novedad alta: la $d_{x,y}$ al tipo ideal bajo está entre $13,50-15,59$ y la $d_{x,y}$ al tipo ideal alto entre $0-4,5$. Las $d_{x,y}$ al tipo ideal bajo son siempre mayores que las $d_{x,y}$ al tipo ideal alto.

Tabla 1: $d_{x,y}$ entre características intrínsecas y tipos ideales

	DISPONIBILIDAD	HETEROGENEIDAD	ESPECIALIDAD	VARIEDAD	FRECUENCIA	NIVEL NOVEDAD	$d_{x,y}$ TIPO IDEAL BAJO	$d_{x,y}$ TIPO IDEAL ALTO
1	1	1	1	BAJA	BAJA	BAJO	0,00	15,59
2	1	1	5,5	BAJA	BAJA	BAJO	4,50	13,50
3	1	5,5	1	BAJA	BAJA	BAJO	4,50	13,50
4	5,5	1	1	BAJA	BAJA	BAJO	4,50	13,50
5	1	5,5	5,5	BAJA	MEDIA	MEDIO-BAJO	6,36	11,02
6	5,5	1	5,5	BAJA	MEDIA	MEDIO-BAJO	6,36	11,02
7	5,5	5,5	1	MEDIA	BAJA	MEDIO-BAJO	6,36	11,02
8	5,5	5,5	5,5	MEDIA	MEDIA	MEDIO-BAJO	7,79	7,79
9	1	1	10	BAJA	MEDIA	MEDIO-BAJO	9,00	12,73
10	1	10	1	MEDIA	BAJA	MEDIO-BAJO	9,00	12,73
11	10	1	1	MEDIA	BAJA	MEDIO-BAJO	9,00	12,73
12	1	5,5	10	MEDIA	MEDIA	MEDIO	10,06	10,06
13	1	10	5,5	MEDIA	MEDIA	MEDIO	10,06	10,06
14	5,5	1	10	MEDIA	MEDIA	MEDIO	10,06	10,06
15	5,5	10	1	MEDIA	MEDIA	MEDIO	10,06	10,06
16	10	1	5,5	MEDIA	MEDIA	MEDIO	10,06	10,06
17	10	5,5	1	MEDIA	MEDIA	MEDIO	10,06	10,06
18	5,5	5,5	10	MEDIA	ALTA	MEDIO-ALTO	11,02	6,36
19	5,5	10	5,5	ALTA	MEDIA	MEDIO-ALTO	11,02	6,36
20	10	5,5	5,5	ALTA	MEDIA	MEDIO-ALTO	11,02	6,36
21	1	10	10	ALTA	MEDIA	MEDIO-ALTO	12,73	9,00
22	10	1	10	MEDIA	ALTA	MEDIO-ALTO	12,73	9,00
23	10	10	1	ALTA	MEDIA	MEDIO-ALTO	12,73	9,00
24	5,5	10	10	ALTA	ALTA	ALTO	13,50	4,50
25	10	5,5	10	ALTA	ALTA	ALTO	13,50	4,50
26	10	10	5,5	ALTA	ALTA	ALTO	13,50	4,50
27	10	10	10	ALTA	ALTA	ALTO	15,59	0,00

■ TIPO IDEAL asociado con BAJA VARIEDAD y FRECUENCIA de RECOMBINACIONES
■ TIPO IDEAL asociado con ALTA VARIEDAD y FRECUENCIA de RECOMBINACIONES

Fuente: Elaboración propia

Como conclusiones, el trabajo responde a las preguntas. Explica la posibilidad de evaluar *ex ante* los diferentes potenciales innovadores, cómo hacerlo, y determina teóricamente los posibles valores. También, se cumple el objetivo de aplicar de forma sencilla la medición. Es central que el modelo captura una mayor complejidad de los recursos que la que muestra la literatura y el posible efecto sobre el GDN.

Académicamente, el trabajo hace otro aporte para mostrar a los recursos como otra fuente de novedad. Así, contribuye a un escaso número de medidas *ex ante* de la relación recursos–GDN. Para las empresas, las $d_{x,y}$ y el modelo permiten tener un punto de referencia *ex ante* para evaluar el potencial innovador de sus recursos. Es una referencia nueva, que abarca diversas situaciones posibles en los recursos que podrían encontrar al innovar. Esto ayudaría a reducir la incertidumbre y eventualmente mejorar la competitividad.

Enfatizamos que las $d_{x,y}$ son estimativas y preliminares. Se basan en un modelo válido para la tipología descripta. No buscan exactitud y precisión absolutas. Buscan explorar posibilidades de

evaluación *ex ante* de los recursos según el tipo de re combinaciones y GDN que facilitarían. Su valor predictivo sobre el GDN final es relativo: 1) porque el GDN también depende de factores externos a una empresa; y 2) porque innovar es un proceso multidimensional. Es una limitación que los valores de cada dimensión que determina un/a *practitioner* son subjetivos. Aunque la experiencia previa de las *pymes* en innovación o con sus recursos mejoraría esto. Ciertamente, sería importante desarrollar y validar las escalas para las tres características intrínsecas.

Para terminar y a modo de síntesis final, los resultados sugieren que el potencial innovador de las características intrínsecas de los recursos puede y debería medirse.

Bibliografía

- Appio, F. P., Martini, A., y Fantoni, G. (2017). The light and shade of knowledge recombination: Insights from a general purpose technology. *Technological Forecasting and Social Change*, 125, 154–165.
- Camani, J. P. (2021). The role of resources in re combinations and the degree of novelty of products. *International Journal of Innovation*, 9(3), 522–556.
- Camani, J. P. (2022). Características extrínsecas e intrínsecas de recursos y novedad de re combinaciones. *Pymes, Innovación Y Desarrollo*, 10(2), 47–75.
- Camani, J. P. (2023). Novedad de productos y características intrínsecas de los recursos en la innovación. *Revista De Estudios Empresariales. Segunda Época*, 1, 53–83.
- de Carvalho, G. D., da Silva, E. D., de Carvalho, H. G., Cavalcante, M. B., y Cruz, J. A. (2017). Brazilian SMEs' innovation strategies: Agro-industry, construction and retail. *International Journal of Business Innovation and Research*, 14(3), 397–419.
- D'Este, P., Amara, N. y Olmos-Peñuela, J. (2016). Fostering novelty while reducing failure: Balancing the twin challenges of product innovation. *Technological Forecasting and Social Change*, 113(B), 280–292.
- Díaz-Díaz, NL y De Saá-Pérez, P. (2012). Novelty of innovation and the effect of existing and recently hired R&D Human Resources. *Innovation: Organization & Management*, 14(1), 74–89.
- Doty, D. H., y Glick, W. H. (1994). Typologies as a unique form of theory building: Toward improved understanding and modeling. *The Academy of Management Review*, 19(2), 230–251.
- Fleming, L., y Giudicati, G. G. (2018). Recombination of knowledge. En M. Augier y D. J. Teece (Eds.), *The Palgrave encyclopedia of strategic management*.
- Foss, N. J., y Klein, P. G. (2012). *Organizing entrepreneurial judgment: A new approach to the firm*. Cambridge University Press.
- Freel, M. S. (2005). Patterns of innovation and skills in small firms. *Technovation*, 25(2), 123–134.
- Gkypali, A. Filiou, D. y Tsekouras, K. (2017). R&D Collaborations: Is Diversity Enhancing Innovation Performance? *Technological Forecasting and Social Change* 118(2), 143–152.
- Gómez, J., Salazar, I., y Vargas, P. (2020). The role of extramural R&D and scientific knowledge in creating high novelty innovations: An examination of manufacturing and service firms in Spain. *Research Policy*, 49(8).
- Greenacre, M., y Primicerio, R. (2013). *Multivariate analysis of ecological data*. Fundación BBVA.
- Harwell, M. R. y Gatti, G. G. (2001). Rescaling Ordinal Data to Interval Data in Educational Research. *Review of Educational Research* 71(1), 105–131
- Lord, F. (1953). On the statistical treatment of football numbers. *American Psychologist*, 8, 750–751.
- Molodchik, M., y Jardon, C. M (2017). Intellectual capital as enhancer of product novelty: An empirical study of Russian manufacturing SMEs. *Journal of Intellectual Capital*, 18(2), 419–436.
- Penrose, E. T. (1959). *The theory of the growth of the firm*. Blackwell.
- Popadiuk, S., y Choo, C. W. (2006). Innovation and knowledge creation: How are these concepts related? *International Journal of Information Management*, 26(4), 302–312.
- Rodríguez, M., Doloreux, D., y Shearmur, R. (2017). Variety in external knowledge sourcing and innovation novelty: Evidence from the KIBS sector in Spain. *Technovation*, 68, 35–43.
- Savino, T., Messeni Petruzzelli, A., y Albino, V. (2017). Search and recombination process to innovate: A review of the empirical evidence and a research agenda. *International Journal of Management Reviews*, 19(1), 54–75.
- Weber, M. (1949). *The methodology of the social sciences*. The Free Press.
- Youn, H., Strumsky, D., Bettencourt, L. M. A., y Lobo, J. (2015). Invention as a combinatorial process: evidence from US patents. *Journal of the Royal Society Interface*, 12(106), 1–8.